

VAASAN YLIOPISTO
KAUPPATIETEELLINEN TIEDEKUNTA
LASKENTATOIMI JA RAHOITUS

Anton Pokki
YRITYKSEN LUOTTOLUOKITUKSEN MÄÄRITTÄMINEN
TILINPÄÄTÖSTIETOJEN PERUSTEELLA

Laskentatoimen ja tilintarkastuksen
maisteriohjelma
Pro Gradu -tutkielma

VAASA 2015

Sisällysluettelo

sivu

1.	JOHDANTO	9
1.1.	Tutkielman tavoite ja rajaus	11
1.2.	Tutkimuksen rakenne	12
1.3.	Tutkimushypoteesit	12
2.	LUOTTOLUOKITUS	14
2.1.	Luottoluokituksen sekä maksukyvyttömyyden määritelmät	14
2.2.	Lyhyen ja pitkän tähtäimen luokitukset	15
2.3.	Luottoluokituksen sisäinen ja ulkoinen tarve	16
2.4.	Ulkoinen luottoluokittelu (through-the-cycle)	17
2.4.1.	Luokitusprosessi	19
2.4.2.	Kritiikki luokituslaitoksia kohtaan	20
2.4.3.	Luokituslaitokset Suomessa	21
2.5.	Sisäinen luottoluokittelu (at-the-point-in-time)	22
2.6.	Luottoluokituksen määrittämisen ongelmat	25
3.	LUOTTOLUOKITUKSIA KOSKEVIA AIKAISEMPIÄ TUTKIMUKSIA	27
3.1.	Tunnuslukuanalyysin taustaa	27
3.1.1.	Konkurssinennustaminen	28
3.1.2.	Velkakirjojen luokittelu	29
3.1.3.	Yritysten luottoluokitus	30
3.1.4.	Markkinainformaatiota hyödyntävät mallit	33
3.1.5.	Hybridimallit	33
4.	TILINPÄÄTÖSANALYYSI	36
4.1.	Tilinpäätösanalyysistä tunnuslukuanalyysiin	36
4.2.	Tunnusluvut	37
4.2.1.	Kannattavuus	37
4.2.2.	Vakavaraisuus	38
4.2.3.	Maksuvalmius	39
4.2.4.	Yrityksen koko	39
4.2.5.	Kritiikki tunnuslukuja kohtaan	40
4.3.	Kokonaisvaltaisen luottoluokituksen ja tilinpäätösanalyysin erot	41
5.	EMPIIRINEN ANALYYSI	46
5.1.	Tutkimusaineisto ja rajaukset	46
5.2.	Kuvailevat tilastotiedot muuttujista	47
5.2.1.	Selitettävä muuttuja	47
5.2.2.	Selittävät muuttujat	48

5.3. Tutkimusmenetelmät	52
5.3.1. Korrelaatioanalyysi	52
5.3.2. Logistinen regressioanalyysi	53
5.3.3. Multikollineaarisuus sekä poikkeavat havainnot	54
6. TUTKIMUSTULOKSET JA NIIDEN TULKINTA	56
6.2. Korrelaatiokertoimet	56
6.3. Logistisen regressioanalyysin tulokset	57
6.3.1. Pakotettu malli	57
6.3.2. Lisäävä malli	58
6.4. Tutkimustulosten analysointi	61
7. YHTEENVETO JA JOHTOPÄÄTÖKSET	64
7.1. Yhteenveto	64
7.2. Johtopäätökset	66
LÄHDELUETTELO	70
LIITTEET	77

KUVIOLUETTELO

sivu

Kuvio 1: Luokitusprosessi	20
Kuvio 2: Luottoluokituksen määrittämisen rakenne	42
Kuvio 3: Yritysten jakautuminen toimialoittain	52

TAULUKKOLUETTELO

Taulukko 1: Luokituslaitosten koko	18
Taulukko 2: Moody'sin ja S&P:n riskiluokat	19
Taulukko 3: Luokitusten jakautuminen	48
Taulukko 4: Kuvailevat tiedot selittävistä muuttujista	48
Taulukko 5: Korkokulujen hoitokate -muuttujaan tehty muutos	50
Taulukko 6: Kuvailevat tiedot muokatuista selittävistä muuttujista	51
Taulukko 7: Muuttujien välinen korrelaatio	56
Taulukko 8: Muuttujien variance inflation factor -arvot	57
Taulukko 9: Logistisen regression tulokset	60
Taulukko 10: Luokittelutaulukko vuoden 2012 tuloksille	60

LIITELUETTELO

Liite 1: Maksuhäiriöiset yritykset Suomessa	77
Liite 2: Luokituslaitosten ja pankkien luokituskriteerit	77
Liite 3: Yksinkertainen yrityksen arviointiraportti	78
Liite 4: Tutkimuksissa käytetyt tunnusluvut	79
Liite 5: Logistisen regression tulokset. (mallissa mukana toimialatekijä)	82
Liite 6: Residuaalien jakautuminen	82

VAASAN YLIOPISTO**Kauppätieteellinen tiedekunta**

Tekijä:	Anton Pokki
Tutkielman nimi:	Yrityksen luottoluokituksen määrittäminen tilinpäätöstietojen perusteella
Ohjaaja:	Annukka Jokipii
Tutkinto:	Kauppätieteiden maisteri
Oppiaine:	Laskentatoimi
Koulutusohjelma:	Laskentatoimen ja tilintarkastuksen maisteriohjelma
Aloitusvuosi:	2010
Valmistumisvuosi:	2015
	Sivumäärä: 82

TIIVISTELMÄ

Tämän tutkielman tarkoituksena on selvittää suomalaisella aineistolla, voidaanko tilinpäätöstietojen avulla määrittää yritykselle luottoluokitus, joka antaa riittävästi informaatiota sen sidosryhmille. Tarkoituksena on myös tehdä selvitys kokonaisvaltaisen luottoluokituksen ja tilinpäätösanalyysin eroista. Kattavan luottoluokituksen tekemiseen vaaditaan paljon aikaa ja resursseja. Tilastollisten mallien avulla siitä on mahdollista saada nopeampaa ja kustannustehokkaampaa. Tutkielmassa esitellään ulkoisen luokituslaitoksen luokitus-prosessin vaiheet ja käydään läpi sisäisen luokituksen päätekijät, jotka useimmissa pankeissa painottuvat vahvasti tilinpäätösanalyysiin. Sisäiset luokitukset pohjautuvat tilastollisiin malleihin, joihin tutustutaan aikaisempien tutkimusten perusteella.

Yrityksen luottoluokitukseen vaikuttavat niin kvalitatiiviset kuin kvantitatiivisetkin tekijät. Kvalitatiiviset tekijät ovat subjektiivisia mittareita, jotka kertovat yrityksen liiketoiminnasta. Kvantitatiiviset mittarit taas ovat objektiivisia mittareita, jotka kertovat yrityksen taloudellisesta tilanteesta. Tässä tutkimuksessa esitellään kvalitatiivisia tekijöitä, mutta empiirinen osa toteutetaan kvantitatiivisten mittareiden avulla. Tutkielman tavoitteena on aikaisemman kirjallisuuden avulla kehittää teoreettinen viitekehys empiiristä analyysiä varten esittelemällä tärkeimpiä aiheeseen liittyviä tutkimuksia, niissä käytettyjä tilastollisia tekniikoita ja niissä päädyttyihin tuloksiin. Empiirinen analyysi toteutetaan logistista regressiota hyväksikäyttäen.

Tulokset olivat odotusten mukaisia. Ne osoittavat, että tunnuslukujen avulla voidaan kohtalaisen hyvin selittää luottoluokitusta ja tunnuslukujen avulla luokittelu onnistuu etenkin suurimmissa frekvenssi-luokissa. Tunnuslukujen selittämiskykyä arvioitaessa voitiin havaita mielenkiintoisia eroja aikaisempiin tutkimuksiin. Aikasemmin hyväksi todettujen tunnuslukujen ennustusvahvuudesta saatiin selkeämpi varmuus.

AVAINSANAT: Luottoluokitus, tilinpäätösanalyysi, sisäinen ja ulkoinen luokitus, logistinen regressio, multikollineaarisuus.

1. JOHDANTO

Luottoluokituksilla on tärkeä informatiivinen rooli taloudellisilla markkinoilla. Ne mittaavat yritysten suhteellista luottokelpoisuutta (Gonzalez, Haas, Johannes, Persson, Toledo, Violi, Wieland, & Zins 2004: 4) ja ovat objektiivinen tapa erotella suhteellisesti riskiset ja turvalliset yritykset toisistaan (Amato & Furfine 2004: 2644). Luottoluokitukset osoittavat myös yrityksen pitkän ajan vahvuuden, sillä luokitusprosessi keskittyy velallisen kykyyn maksaa pitkän ajan velka takaisin (Horrigan 1966: 45). Lisäksi luokituksia voidaan käyttää mittarina mahdollisesta maksun laiminlyömisestä pidemmällä aikavälillä (Byoun & Shin 2002). Creighton (2004: 12) tuo tutkimuksessaan esiin, että maksujen laiminlyöntitilastot ovat yhteneväiset alempien luottoluokitusten kanssa.

Luottoluokitukset ovat viime vuosina olleet kovasti puheenaiheena liittyen suurimmaksi osaksi Euroopan valtioiden velkakriiseihin (Alsakka & Gwilym 2013: 144). Kriisit ovat johtaneet talouden heikentymiseen ja sitä kautta korkeisiin työttömyysasteisiin. Yritysten kasvu luo uusia työpaikkoja, mutta kasvu vaatii pääomaa ja useimpien yritysten, etenkin pienten ongelmana on juuri rahoituksen löytäminen. Luottoluokitus tarjoaa riippumattoman arvion yrityksen kyvystä hoitaa sen velkoihin kohdistuvat velvoitteet niiden sallimassa ajassa. Tästä syystä luottoluokitukset voivat vaikuttaa välillisesti yrityksen velan hintaan ja rahoitusrakenteeseen. Tämän lisäksi luokiteltavan yrityksen liiketoiminta- ja taloudelliset strategiat voivat mahdollisesti vaikuttaa luokitukseen ja yrityksen tulevan pääoman hintaan (Gonis, Paul & Wilson 2012 b). Taloudellisen ahdingon kasvamisella voi olla vaikutusta yrityksen kykyyn ja haluun tehdä uusia investointeja (Blume, Lim, & Mackinlay 1998: 1390). Luottoluokituslaitoksilla on avainasema luottoriskin hinnoittelussa ja investointi-strategioiden määrittämisessä (Altman & Rijken 2004: 2680).

Luottoluokituslaitosten rooli yritysten taloudellisen vahvuuden arvioimisessa ja taloudellisten markkinoiden edistämisessä on ollut suuri mielenkiinnon kohde talouden kirjallisuudessa yli 20 vuotta (Adams, Burton, & Hardwick 2003: 539). Luottoluokituksen määrittäminen on tärkeä operaatio talouden instituutioille, kuten pankeille sekä myös yrityksille, jotka myöntävät luottoa asiakkailleen. Luottoluokituslaitokset ovat joko sisäisiä, jotka on kehitetty yrityksen sisällä ja sen omia tarpeita vastaavaksi, tai ulkoisia, jotka ovat luokituslaitoksen kehittämiä mittareita eri yrityksille (Douplos & Pasiouras 2004: 327).

Luottoluokitukset pohjautuvat sekä kvantitatiivisiin että kvalitatiivisiin tekijöihin määritettäessä yrityksen luokitusta. Informaatio luokituspäätöstä varten saadaan niin julkisista kuin yksityisistäkin tietolähteistä. Luokituslaitosten tekemiä arvioita on kuitenkin kommentoitu kriittisesti, johtuen luokituslaitosten keskinäisestä kilpailusta, ennustamisen epäonnistumisesta ja läpinäkymättömyydestä. (Adams ym. 2003: 541.)

Energiayhtiö Enronin romahdus ja muutamien muiden suurten yritysten kaatumiset 2000-luvun alussa toivat esiin riittävän riskienhallinnan tärkeyden ja luottoluokitus-systeemin vajavaisuuden. Näiden lisäksi vuoden 2008 finanssikriisi ja siitä seuranneet taloudelliset kustannukset johtivat luottoluokitusten uuteen kritisointiin (Gonis ym. 2012 b). Myös liitteestä 1 voidaan nähdä, kuinka maksuhäiriökäyttäytymiset ovat kasvaneet Suomessa 2000-luvulla. Ulkoisten luokituslaitosten luokitukset ovat edelleen ulkopuolisille tahoille mielenkiinnon aihe, sillä niiden muodostumisen kriteereitä ei tunneta kovin hyvin. (Gonis ym. 2012 b: 3).

Yrityksen toiminnan menestymistä tunnuslukujen avulla ja siihen liittyvää luotto-luokituksen määrittämistä on tutkittu maailmanlaajuisesti. Eri vuosikymmeninä on ollut eriäviä mielipiteitä eri tilastollisten menetelmien ja tunnuslukujen toimivuudesta yritysarvioinnissa, eikä vielä ole selvennyt siitä, mitkä tunnusluvut tuottavat parhaan lopputuloksen luottoluokituksen määrittämisessä (Shon & Kim 2012: 931). Useimmat julkaistut luottoluokitusmallit perustuvat yhdysvaltalaiseen aineistoon (Adams ym. 2003: 539). Jokaisella ympäristöllä on kuitenkin omat ominaisuutensa, jotka voivat vaikuttaa yrityksen luokituksen määräytymiseen (Altman & Hotckiss 2005: 311). Suomessa luottoluokituksen määrittämistä tilinpäätöstietojen perusteella ei ole tutkittu kovinkaan paljon.

Tutkimuksessa esitellään tilastollisia menetelmiä, joita on käytetty luottoluokituksen määrittämisessä. Perinteisten mallien lisäksi 1990-luvun lopulla kehittyi uudempia tietokonepohjaisia malleja, joissa käytetään äärettömän paljon dataa. Tietokone-pohjaiset, kehittyneet laskentajärjestelmämallit ovat erittäin päteviä ottamaan talteen merkityksiä epätarkoista tietopohjista ja havaitsemaan suuntauksia, jotka ovat liian monimutkaisia ihmisten käsiteltäviksi (Marquez 2013: 1385). Näitä malleja ovat eksperttisysteemi -menetelmät, kuten koneoppiminen, eloonjäämisanalyysi ja neuro-laskenta (Van Laere 2010: 502). Näistä huolimatta perinteisten mallien suosio ja käyttö on jatkunut. Tähän on syynä niiden käytännöllisyys ja teoreettinen järkevyys (Nikolic ym. 2013: 5933).

Tutkielmassa paneudutaan selvittämään tärkeimpiä luottoluokitukseen vaikuttavia tekijöitä. Erityisesti tutkimus käsittelee aihetta yrityksen tilinpäätöstietojen kautta. Tässä tutkimuksessa esitellään aikaisempia tutkimuksia ja niissä käytettyjä mallinnuksia luottoluokituksen tilastollisesta määrittämisestä. Tämän tutkimuksen pääpaino on kvantitatiivisissa tekijöissä, mutta laadullisia tekijöitäkään ei voida jättää pois, niiden luokitukseen tuoman lisäarvon takia.

Luottoluokituksista puhuttaessa ja alan tutkimuksissa nousee usein esiin kaksi englanninkielistä termiä credit scoring ja credit rating. Yleisesti tutkimuksissa credit scoringilla viitataan sisäiseen, lyhyen ajan luokitukseen, kun taas credit ratingilla viitataan ulkoiseen ja pitkäaikaiseen luokitukseen. Tässä tutkimuksessa nämä määritelmät käännetään suomenkielelle sanoilla luottopisteytys ja luottoluokitus.

1.1. Tutkielman tavoite ja rajaus

Tutkielman tavoitteena on tutkia, onko tilinpäätöstietojen ja etenkin niiden perusteella laskettujen tunnuslukujen avulla mahdollista määrittää yritykselle riittävästi informaatiota antava luottoluokitus. Tutkielmassa esitellään luottoluokitukseen vaikuttavia laadullisia tekijöitä. Kvantitatiivisten mittareiden avulla testataan, saadanko tilinpäätöstiedoilla kelvollinen kuva yrityksen taloudellisesta tilanteesta. Tarkoituksena on tehdä selkeä ero kvantitatiivisten ja kvalitatiivisten tekijöiden välille luottoluokituksen määrittämisessä. Tutkimuksen tavoitteena on myös pyrkiä aikaisemman kirjallisuuskatsauksen avulla luomaan viitekehys empiiriselle tutkimukselle, jota varten johdetaan hypoteesit.

Tutkimuksessa käsitellään luottoluokituksen määrittämistä tilinpäätöstietojen avulla. Aineisto koostuu suomalaisista yrityksistä, joita on tutkimuksessa mukana 1382 kappaletta, ja joiden luottokelpoisuutta arvioidaan vuodelta 2012. Tilinpäätöstiedot ovat tärkeä tekijä luottoluokituksen määrittämisessä, mutta myös niiden ulkopuolisilla tekijöillä on vaikutusta. Laadulliset tekijät tuovat lisäarvoa luokituksen määrittämiseen, mutta on epäselvää kuinka paljon ne lopulta merkitsevät. Empiirisessä analyysissä on mukana vain määrällisiä tekijöitä, poikkeuksena toimialamuuttuja, joka antaa pohjan tunnuslukujen keskinäiselle vertailulle.

1.2. Tutkimuksen rakenne

Tutkimus koostuu seitsemästä pääkappaleesta. Ensimmäinen osio on johdanto tutkielmaan, jossa käydään läpi tutkimuksen taustatekijöitä ja tutustutaan aiheeseen. Siinä myös esitellään tutkimuksen tavoitteet, rakenne sekä tutkimushypoteesit. Toinen kappale käsittelee luottoluokitusta. Kappale jaetaan käsitteiden määrittämiseen sekä ulkoiseen ja sisäiseen luokitukseen. Lisäksi siinä tarkastellaan luottoluokituksen määrittämisessä esiintyviä ongelmia ja kritiikkiä luottoluokituksia kohtaan.

Kolmannessa ja neljännessä kappaleessa esitellään tutkimusaiheeseen liittyviä aikaisempia tutkimuksia ja niiden kautta analysoidaan luottoluokituksen määrittämistä tilinpäätöstekijöiden avulla. Kolmas kappale on jaettu tutkimusten mukaan siten, kuinka ne ovat lähestyneet luottoluokituksen määrittämistä tai tunnuslukuanalyysiä. Tutkimukset on myös järjestetty siten, että niissä lähestytään nykypäivää. Neljännessä kappaleessa perehdytään tarkemmin tilinpäätösanalyysiin ja tuodaan esille yrityksen toimintaa mittaavat mittarit eli tunnusluvut sekä niitä kohtaan annettu kritiikki. Osiossa käsitellään myös eroja kokonaisvaltaisen luottoluokituksen ja tilinpäätösanalyysin välillä.

Viidennessä ja kuudennessa kappaleessa suoritetaan empiirinen analyysi ja käsitellään siitä saatuja tuloksia. Osiossa testataan muuttujien välistä multikollineaarisuutta ja tämän jälkeen tehdään analyysi ordinaalista logistista regressiota hyväksikäyttäen tunnuslukujen vahvuudesta luottokelpoisuuden ennustamisessa. Kappaleessa viisi kuvaillaan muuttujat ja käsitellään käytettävää menetelmää tarkemmin. Kuudennessa kappaleessa esitellään kaksi eri logistisen regression mallia ja tulkitaan mallien avulla saatuja tuloksia.

Seitsemäs kappale kokoaa yhteen tutkielmassa käsitellyt aiheet ja siinä muodostetaan johtopäätökset luottoluokitussysteemin rakentamisesta ja siihen vaikuttavista tekijöistä. Kappaleessa käydään läpi empiirisen analyysin tuloksista johdettavat päätelmät siitä, kuinka hyvin tutkimus on onnistunut ja poimitaan esiin tutkimuksen tärkeimmät tekijät. Tämän lisäksi annetaan viitteitä mahdollisista jatkotutkimuksista, joita tämän tutkimuksen perusteella olisi mielenkiintoista suorittaa.

1.3. Tutkimushypoteesit

Tutkimuksen teoriaosassa muodostetaan hypoteesit empiiristä tutkimusta varten. Tutkimushypoteesit rakentuvat tässä tutkimuksessa käsiteltyjen, jo aikaisemmin kirjallisuudessa esiintyneiden tutkimusten perusteella. Hypoteesien avulla tullaan suorittamaan empiirinen tutkimus tilinpäätöstietojen kyvystä määrittää yrityksen luottoluokitus.

H1: Koko pääoman tuottoprosentti on merkitsevä tunnusluku luottoluokituksen määrittämisessä.

H2: Velkaisuusaste on merkitsevä tunnusluku luottoluokituksen määrittämisessä

H3: Gearing on merkitsevä tunnusluku luottoluokituksen määrittämisessä

H4: Current ratio on merkitsevä tunnusluku luottoluokituksen määrittämisessä.

H5: Korkokulujen hoitokate on merkitsevä tunnusluku luottoluokituksen määrittämisessä.

H6: Yrityksen koolla ja luottoluokituksella on positiivinen riippuvuus.

2. LUOTTOLUOKITUS

2.1. Luottoluokituksen sekä maksukyvyttömyyden määritelmät

Perinteinen lainanhakemisprosessi sisältää neljä vaihetta: 1) lainahakemus 2) luottotieteanalyysi 3) lainan arviointi ja 4) takaisinmaksu (Altman 1980: 814). Luottoluokituksessa keskitytään vaiheeseen kaksi, luottotieteanalyysiin, jonka tehtävänä on arvioida yrityksen luottoriskiä. Luottoriskiä kuvataan luottoluokitusasteikkojen avulla, joiden perusteella yritykset jaetaan luottokelpoisuusluokkiin. Sen tekevät ulkoiset luokituslaitokset tai pankit (Treacy & Carey 2000). Luottoluokituksen määritelmästä on alan kirjallisuudessa useita versioita, mutta niiden keskeinen sisältö on aina kutakuinkin sama.

Reittausedellytysten kehittämistyöryhmän (1995) mukaan luottoluokituksella tarkoitetaan puolueettoman ulkopuolisen arvioijan toimesta suoritettavaa arviointia yrityksen taloudellisesta suorituskyvystä ja siihen liittyvistä riskeistä. Yksinkertaisimmillaan luokitus on yrityksen saatavissa olevien tilinpäätöstietojen arviointia, mutta kehittyneempään luokitukseen liittyy myös tulevaisuudenodotusten analysointia. Bouixin (1997: 16) mukaan reittaus on luokituslaitoksen arvio todennäköisyydestä, että liikkeeseenlaskija ajautuu maksuvaikeuksiin, sekä mahdollisten luottotappioiden määrästä. Maksuvaikeudella tarkoitetaan tässä tapauksessa puutteellista takaisinmaksua ja/tai myöhästynyttä takaisinmaksua. Abdou (2011: 3) määrittelee luottoluokituksen seuraavasti: ”Tilastollisten mallien avulla oleellisen tiedon muuttaminen numeerisiksi mittareiksi, jotka ohjaavat luottopäätöksiä”. Gup & Kolari (2005: 508) lisäävät edelliseen, että luottoluokitus on tilastollisten mallien hyväksikäyttämistä määritettäessä todennäköisyyttä, että mahdollinen lainaaja laiminlyö velan takaisinmaksun.

Krahnén ja Weber (2001: 12) toteavat tutkimuksessaan hyvän luokitussysteemin yhden perusteen olevan, että maksukyvyttömyyden todennäköisyyden määritelmä tulee olla selkeästi määritelty. Luottoluokituksen määrittämisestä puhuttaessa keskitytään arvioon velallisen todennäköisestä maksukyvystä tai -kyvyttömyydestä. Yrityksen maksukyvyttömyys määritellään yleisesti kyvyttömyydeksi selviytyä maksuvelvoitteista niiden tullessa maksuun. Maksukyvyttömyyttä koskevissa laskentatoimen tutkimuksissa maksukyvytön yritys onkin määritelty monilla tavoilla (Balcaen & Ooghe 2006: 72). Perinteinen maksukyvyttömyyden määritelmä perustuu konkurssikäsitteeseen; konkurssi on taloudellisten vaikeuksien vakavin muoto (Altman 1968: 589). Useissa

tutkimuksissa maksukyvyttömyyttä arvioidaan maksuhäiriöillä tai maksuviiveillä, jotka ovat vaikeuksien lievempiä muotoja. Maksukyvyttömyyttä on sen tärkeästä merkityksestä huolimatta käytännössä vaikea mitata yksikäsitteisesti (Laakso, Laitinen, & Vento 2010: 18).

Maksukyvyttömyysteoria perustuu ajatukseen, että ”yritys on likvidien varojen muodostama allas, johon tulee ja josta lähtee kassavirtoja. Jos tämä allas tyhjenee, yritys on maksukyvytön. Maksukyvyttömyyden todennäköisyys nousee sitä suuremmaksi, mitä pienemmäksi likvidien varojen allas tyhjenee, mitä heikommin yritys kannattaa ja tuottaa kassavirtoja ja mitä enemmän sillä on vieraasta pääomasta johtuvia ja muita maksuvelvoitteita, jotka aiheuttavat kassasta maksuja.” Maksukyvyttömyyden todennäköisyys riippuu silloin likvidien varojen määrästä, tulorahoituksesta ja velkaisuudesta. (Laakso ym. 2010: 18.)

Tappion käsitteet ovat monimerkityksellisiä myös luottolaitoksissa. Moody’sin Investor Service toteaa, että luokitusten on tarkoitus toimia mahdollisen luottotappion mittarina tai sen ennusteena. Luottotappio voi johtua maksun laiminlyömisestä, myöhästyneestä maksusta tai osasta sitä. Standard & Poor’sin mukaan luokitus on mielipide velallisen yleisestä luottokelpoisuudesta perustuen sen riskitekijöihin. (Treacy & Carey 2000: 172.)

2.2. Lyhyen ja pitkän tähtäimen luokitukset

Luottoluokitus perustuu kokonaiskäsitykseen yrityksen sen hetkisestä taloudellisesta tilasta. Luokituksia tehdään sekä lyhyt- että pitkäaikaisia. Pitkäaikaisissa otetaan huomioon myös yrityksen tulevaisuuden näkymät, sillä luottoluokitukset tehdään siten, että ne antavat pidemmän aikavälin arvion, eikä suhdannevaihteluiden tulisi täten vaikuttaa luokitukseen. Luottoluokitukset jaetaan kahteen perustyyppiin: pitkän aikavälin luokitukset ja lyhyen aikavälin luokitukset.

Pitkän tähtäimen luokitus, esimerkiksi joukkovelkakirja- ja debentuurilainoille, heijastaa reittaustoimiston arviointia

- (1) liikkeeseenlaskijan konkurssiriskistä – riippuu liikkeeseenlaskijan kyvystä synnyttää kassavirtaa ja halukkuudesta käyttää likvidiä omaisuuttaan velvollisuuksistaan huolehtimiseen.

(2) velan ehdoista – esimerkiksi velan senioriteettiasemasta ja erityisvakuuksista.

Koska luokitus on velkakirjakohtainen, ei yksittäistä luokitusta voi ilman muuta pitää yrityksen yleisen riskin mittarina. (Hyvärinen 1995.)

Lyhyen tähtäimen luokitus kuvastaa liikkeeseenlaskijan kapasiteettia huolehtia sen kaikista lyhyen tähtäimen maksuvelvoitteistaan sen sijaan, että kyseessä olisi tietyn lyhytaikaisen velkakirjan luokitus. Lyhyen tähtäimen luokitus heijastaa siten myös pidempiaikaisen velkakirjan riskiä, jos velkakirja erääntyy vuoden kuluessa. (Hyvärinen 1995.)

2.3. Luottoluokituksen sisäinen ja ulkoinen tarve

Luottoluokitusten rooli on laajentunut viime aikoina suuresti. Talouden sääntelijät, pankit, velkakirjojen haltijat, eläkerahastot ja muut toimijat ovat kasvaneella vauhdilla käyttäneet luokitukseen perustuvia kriteereitä riskienhallinnassaan. Tämän seurauksena luokituslaitosten mielipiteillä on ollut merkittävä rooli pääomavirtojen kulkeutumisessa viime vuosina. (Gonzalez ym. 2004: 4.)

Luottoluokitukset antavat yleiskuvan yrityksen toiminnasta ja niiden perusteella rahoittajat saavat suuntaa, kuinka riskinen yritys sijoituskohteena on. Luottoluokittajat määrittävät välillisesti yrityksen liikkeelle laskemien velkakirjojen arvon mielipiteellään yrityksen todennäköisyydestä ajautua maksuhäiriöön. Luottoluokitus on tärkeä luokitettavalle yritykselle, sillä sen perusteella rahoittajat tekevät ratkaisunsa rahoituksen määrästä ja hinnasta. (Hyvärinen 1995.)

Velan liikkeellelaskijat käyttävät luottoluokituksia tarjotakseen riippumattomia näkemyksiä heidän luottokelpoisuudestaan ja maksukyvystään. He voivat myös käyttää reittauksia apuna kommunikoinnissa eri tahojen kanssa ja täten laajentaa sijoittajakuntaansa. Luokitus voi myös antaa etukäteisarvioita uusien velkojen mahdollisista koroista. Pääsääntönä on, että mitä luottokelpoisempi lainan liikkeellelaskija on, sitä alemmaa korkoa sen tarvitsee maksaa. Sama pätee myös käänteisesti: Mitä alhaisempi luottokelpoisuus, sitä korkeampaa korkoa se joutuu maksamaan kompensoidakseen luottoriskiä. (S&P 2013a.)

Oman pääoman sijoittajat, riskisijoitusrahastot ja yksityiset suursijoittajat eivät ole kiinnostuneita ostamaan reittauksia. Ulkopuolinen reittaus palvelisi riskisijoittajia lähinnä yrityksen perusdokumenttina, joka nopeuttaisi jonkin verran omaa tutkimusta. Yrityksen tulospäätösten arviointiin sijoittajat eivät kaipaa ulkopuolista näkemystä (Hyvärinen 1995). Sijoittajien näkökulmasta luottoluokitukset ovat yksi useista työkaluista, joita he voivat käyttää tehdessään ostopäätöksiä joukkovelkakirjoista. S&P (2013a) painottaa, että luottoluokitukset eivät ole sijoitusneuvoja eli myynti-, osto- tai pida -suosituksia. Ne ovat vain yksi tekijä, jota sijoittajat voivat miettiä päätöstä tehdessään. S&P huomauttaa myös, että esimerkiksi yrityslaina, joka on luokiteltu AA-luokkaan tarkoittaa, että sillä on parempi maksukyky kuin luokassa BBB olevalla velkakirjalla. AA-luokitus ei ole kuitenkaan takuu siitä, että velkakirja maksettaisiin takaisin.

Pankeilla ja vakuutusyhtiöillä ei ole juuri tarvetta ulkopuolisten tekemille reittauksille. Niiden mielestä yrityksen olisi mieluiten itse hankittava luokitus rahoitusneuvotteluja varten, vaikkakaan yritystä ei haluta tähän velvoittaa. Yritykselle eniten hyötyä reittauksesta olisi rahoitushakemuksensa nopeammasta käsittelystä (Hyvärinen 1995). Pankkien ottaessa käyttöön sisäisen luokitusmenetelmän, prosessin yksinkertaistamisen lisäksi, se laskee pankin henkilöstökustannuksia ja tuottaa paremman kontrollin lainanhakuprosessiin sekä nopeuttaa sitä (Nikolic, Zarkic-Joksimovic, Stojanovski & Joksimovic 2013: 5933). Pankit käyttävät omia sisäisiä luokituksiaan kahdessa laajassa toiminnossaan: analyysien tekemisessä ja raportoinnissa sekä hallinnoinnissa. Analyttinen käyttö sisältää riskiraportoinnin johdolle. Siihen kuuluvat mm. luottotappiovaraukset, kannattavuuden mittaaminen, tuotehinnoittelu, sekä epäsuorasti työntekijöiden palkkaus. Hallinnollinen käyttö taas sisältää luotonavauksen opastuksen ja luotonseurantaprosessit sekä sääntelyn noudattamisen (Treacy & Carey 2000: 192).

2.4. Ulkoinen luottoluokittelu (through-the-cycle)

Ulkoisia luottoluokituksia tekevät luottoluokituslaitokset, joista kansainvälisesti tunnetuimpia ovat Standard & Poor's, Moody's ja Fitch Rating. Nämä toimijat ovat kolme suurinta luottoluokittajaa kansainvälisillä markkinoilla. Taulukosta 1 voidaan havaita, että Moody's ja S&P ovat luokitusten ja henkilökunnan perusteella lähes samankokoiset, kun taas Fitch on niitä pienempi, etenkin jos kokoa katsotaan ainoastaan sen tuottamien luokitusten perusteella. (White 2013: 9.)

Taulukko 1. Luokituslaitosten koko. (White 2010)

	S&P	Moody's	Fitch
Luokitukset	1 170 600	998 878	348 536
Luottoanalyytikot	1416	1252	1096

Suurten luokituslaitosten tuottamien luokitusten tavoitteena on mitata yritysten luottokelpoisuutta, tai tarkemmin määriteltynä suhteellista luottokelpoisuutta. Käytännössä luokitusprosessi keskittyy mittaamaan yrityksen pitkän aikavälin luotonmaksukykyä. Normaalisti se perustuu sekä julkiseen että yksityiseen tietoon, poikkeuksena luokituslaitosten omatoimisesti tehdyt luokitukset, jotka perustuvat vain julkiseen tietoon. (Gonzalez ym. 2004:4.)

Suurimmat luokitusyritykset pyrkivät ottamaan talouden suhdanteet huomioon yritysten luottoluokittelussa. Niiden tavoitteena on tarjota tarkkoja ja ordinaalisia riskiluokituksia tietyllä hetkellä, ilman tulevaisuuden aikarajan määrittämistä. Luottoluokitukset tehdään arvioimalla tulevaisuutta niin pitkälle kuin se on analyyttisesti mahdollista. Tämän johdosta luokitusten ei ole tarkoitus vaihdella suhdanteiden tai viimeisempien tilinpäätöstietojen vaikutuksesta, eikä sen ole tarkoitus olla pelkkä tilannekuva yrityksen tietyn hetken riskisyydestä. Yrityksen luottoluokitus muuttuu pääasiallisesti ainoastaan silloin, kun yrityksen kohtaamat häiriöt vaikuttavat sen pitkän aikavälin taloudelliseen menestymiseen tai rahoitusstrategioihin pysyvästi. Tätä lähestymistapaa kutsutaan niin sanotuksi ”through the cycle” metodologiaksi. (Altman & Rijken 2004: 2680–2681.)

De Servigny & Renault (2004: 24) määrittävät luottoluokituslaitoksen organisaatioksi, joka tarjoaa analyyttisiä palveluja. Nämä palvelut perustuvat riippumattomiin, objektiivisiin, luotettaviin ja rehellisiin arviointeihin. Luottoluokituslaitosten tehtävänä on valvoa joukkovelkakirjamarkkinoilla toimivien investoijien etua ja niiden tavoitteena on tiettyjen kriteerien perusteella tarjota riippumaton mielipide luokiteltavan takaisinmaksukykyä. Heidän toimintansa heijastuu markkinoille arvosanojen muodossa, jotka kertovat lainanhakijan luottokelpoisuudesta. Luottoluokittajat yrittävät tehdä luokituksistaan pysyviä maantieteellisestä alueesta, toimialasta ja ajasta riippumatta. Yli 20 vuoden ajan luottoluokituslaitokset ovat olleet tärkeässä roolissa rahoitusmarkkinoilla ja niiden tekemillä luokituksilla on ollut suuri vaikutus yrityslainojen hintoihin. Taulukossa 2 on esitelty luokitusten jakaminen kahteen laajaan

joukkoon: investointiluokkaan (investment grade) ja spekulatiiviseen luokkaan (non-investment grade). (De Servigny & Renault 2004: 24–25.)

Taulukko 2. Moody'sin ja S&P:n riskiluokat. (Moody's 2013 ja S&P 2013)

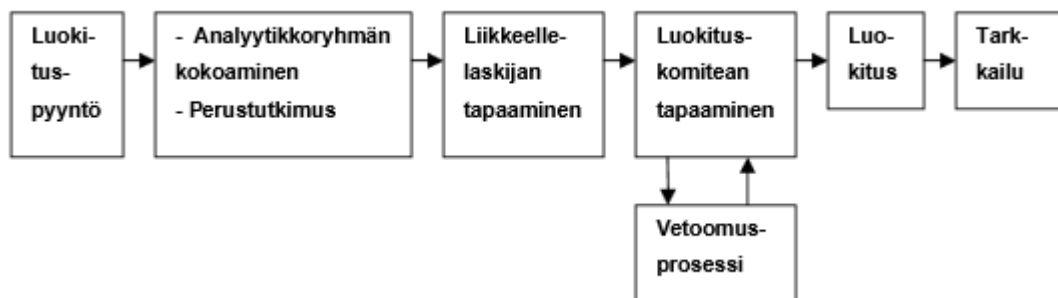
Description	Moody's	S&P
Investment grade	Aaa	AAA
	Aa	AA
	A	A
	Baa	BBB
Speculative grade	Ba	BB
	B	B
	Caa	CCC

Kirjainyhdistelmien perään voidaan myös lisätä + tai – -merkit, jotka antavat vielä yksityiskohtaisemman määrittelyn riskiluokasta. Aikaisemmin tässä tutkimuksessa luokitukset jaettiin sekä pitkän että lyhyen tähtäimen luokituksiin. Ulkoiset luottoluokituslaitokset tekevät pitkän tähtäimen (through-the-cycle) luokituksia ja asettavat vähemmän painoa lyhyen ajan luokittelumittareille, sillä he haluavat säilyttää luokitusten vakauden (Altman & Rijken 2004: 2679).

2.4.1. Luokitusprosessi

Kun luottoluokituslaitos määrittää mielipidettään velkakirjan liikkeeseenlaskijan luottoriskistä, se käyttää analyysissään pääosin analyytikkoja, matemaattisia malleja tai näitä molempia (S&P 2013 b). Luottoluokittaja tekee luokituksen vain, jos se saa riittävästi informaatiota luotettavan luokituksen määrittämiseen (De Servigny & Renault 2004: 25). Luottoluokituslaitos käyttää arvioinnissa ryhmää analyytikkoja, jotka julkisten raporttien, haastattelujen ja johdon kanssa keskustelun jälkeen arvioivat yrityksen luottoriskiä (S&P 2013 b). Kriteerit, joiden mukaan luokitukset tehdään, ovat hyvin tiukasti määriteltä. Ne ovat kertyneet vuosien kokemuksen perusteella (De Servigny & Renault 2004: 25), eikä ulkopuolisille tahoille ole edelleenkään selvää, kuinka luottoluokitukset viime kädessä muodostuvat (Altman & Rijken 2004: 2680–2681).

Luokitettavan yrityksen analyysi jaetaan usein liiketoiminnan arviointiin (muun muassa kilpailukyky, johdon laatu, liiketoiminnan perusteet, markkinat, toiminnot, kustannuskontrollointi) ja määrälliseen analyysiin (tilinpäätöstiedot). Näiden eri tekijöiden vaikutus on kuitenkin riippuvainen toimialasta (De Servigny & Renault 2004: 26–27). Kuviossa 1 on kuvailtu luokitusprosessin kulku. Luokitusprosessi käynnistyy siitä, kun velkakirjan liikkeeseenlaskija tekee luokituspyynnön luokituslaitokselle. Tämän jälkeen kootaan analytikkoryhmä, joka kerää luokiteltavaa yritystä koskevat olennaisimmat tiedot. Luokitusanalytikit vierailevat yrityksessä ja tapaavat prosessin aikana luottoluokitusta hakevan yrityksen johtoa. Näin he saavat lisää tekijöitä, joiden perusteella arvio tehdään. Tämän jälkeen luokituskomitea kokoontuu ja äänestää luokituksesta. Luokituksen hakijalle informoidaan päätöksestä ja sen on mahdollisuus hakea muutosta arvioon ennen sen julkaisemista, mikäli uusia arviointikriteerejä on syntynyt. Luokittaja tarkkailee tekemiään luokituksia jatkuvasti. Kaikki mahdolliset luokitukseen vaikuttavat määrälliset tai laadulliset tekijät otetaan huomioon ja näiden perusteella voidaan tehdä uusi arviointi yrityksestä (S&P 2013 b).



Kuvio 1. Luokitusprosessi. (Lähde: S&P 2013 b)

2.4.2. Kritiikki luokituslaitoksia kohtaan

Luottoluokituslaitoksia on etenkin viimeaikoina kritisoitu siitä, kuinka hyvin ne onnistuvat luokitteluissaan ja millä perusteella ne niitä tekevät (Frost 2007: 470). Niillä kuitenkin on tutkitusti laajat arviointikriteerit, joiden perusteella ne muodostavat luokituksen arvioitavasta yrityksestä (De Servigny & Renault 2004: 39). Tästä huolimatta historiasta voidaan poimia muutama tapaus, joissa luokittaja on epäonnistunut tehtävässään. Esimerkkeinä muun muassa vuoden 2001 tapaus Enron sekä vuonna 2002 Worldcom.

Energiayhtiö Enronin tapauksessa kolme suurinta luokittajaa olivat luokitelleet sen investointiluokkaan vielä viisi päivää ennen konkurssiin menemistä. Luokituslaitosten selitys tapahtuneelle oli, että ne tarjoavat pitkän tähtäimen luokituksen, joten ne eivät huomioi markkinoilla tapahtuvia lyhyen ajan muutoksia (White 2010: 216–218). Frost (2007: 483) mainitsee, että Enronin kaatuminen oli epätavallisen nopea. Virheet, joista luottoluokituslaitoksia on moitittu Enronin tapauksessa ovat, että he eivät haastatelleet johtoa riittävän tarkasti, eivätkä he käyttäneet olemassa olevaa etuaan luottamuksellisten tietojen hankkimiseen. Kaiken tämän seurauksena he eivät kyenneet tarjoamaan riittävää tietoa Enronin todellisesta tilasta (Frost 2007: 482). Frost (2007: 482) kuitenkin huomauttaa, että luokituslaitokset luottavat ulkoisen tilintarkastajan kertomukseen siitä, että yrityksen tilinpäätöstiedot ovat tarkkoja ja noudattavat yleisesti hyväksytyn kirjanpidon periaatteita, mikä voitiin Enronin tapauksessa kyseenalaistaa (Frost 2007: 488).

Kuten Enronin tapauksesta voidaan päätellä, luokituslaitokset eivät voi korvata tilintarkastajan työtä, mutta tilintarkastajan mielipiteellä on vaikutusta luottoluokitukseen kuten Feldmann ja Read (2013) osoittavat tutkimuksessaan. He tutkivat vaikuttaako tilintarkastajan antama kertomus yrityksen luottoluokitukseen. Otoksessa oli 122 heikkoa yritystä, jotka ajautuivat konkurssiin vuoden sisällä. Tutkijat vertasivat yrityksille annettuja tilintarkastuskertomuksia ja Standard & Poor'sin tekemiä luokitusten muutoksia kyseisiin yrityksiin. Tutkijat tulivat siihen tulokseen, että luottoluokituksen alenemista esiintyi 56 %:ssa yrityksistä, jotka olivat saaneet mukautetun tilintarkastuskertomuksen kuukautta aikaisemmin (Feldmann & Read 2013: 346).

2.4.3. Luokituslaitokset Suomessa

Suomessa luottoluokituksia tekevät Suomen asiakastieto Oy ja Soliditet Oy. Suomen asiakastieto Oy (SAT) tekee luottoluokituksia suomalaisista yrityksistä. Se käyttää arvioinnissaan monipuolisesti yrityksestä saatavilla olevaa tietoa. SAT antaa sivuillaan luokiteltavasta yrityksestä perustiedot sekä tiedot maksutavasta, vastuuhenkilöistä ja maksuhäiriöistä. Se esittelee tilinpäätösanalyysin sanallisesti ja kokoaa tärkeimmät tunnusluvut yhteen, sekä vertaa näitä lukuja toimialan lukuihin. Näiden tietojen perusteella se antaa yritykselle luokituksen. (Suomen Asiakastieto Oy 2013.)

SAT käyttää yritysten luokittelussa Rating Alfa nimistä mittaria. Rating Alfa esittää yrityksen luottokelpoisuuden kansainvälisellä seitsenportaisella kirjainluokituksella

AAA - C. Lisäksi raportti analysoi viisiportaisella asteikolla yrityksen maksutapaa, taustaa ja taloudellista asemaa sekä antaa selkeän euromääräisen luottosuosituksen. Rating Alfa kertoo yrityksen maksuhäiriöistä ennakoiden yrityksen todennäköisyyttä joutua maksuvaikeuksiin tai konkurssiin seuraavan vuoden aikana. Esimerkiksi parhaisiin AAA tai AA+ -luokkiin kuuluvista yrityksistä vain yksi tuhannesta joutuu maksuvaikeuksiin tai konkurssiin seuraavan vuoden kuluessa. (Suomen Asiakastieto Oy 2013.)

Soliditet Oy:llä on kaksi luokitusmallia: AAA Rating-malli sekä Scoring-malli. Rating-malli perustuu Soliditet Finlandin kehittämään automaattiseen luottoluokitusjärjestelmään. Se on jatkuvasti päivittyvä järjestelmä, joka järjestelmällisesti keräämällä ja analysoimalla yrityksen toimintaa, taustaa, taloutta ja maksutapaa koskevaa informaatiota, arvioi yrityksen luottokelpoisuutta ja sen kykyä selviytyä normaaliin liiketoimintaan liittyvistä sitoumuksista. Scoring-malli on Soliditet Finlandin vuonna 2003 käyttöönotettu luokitusmalli. Sen avulla luokitellaan yrityksiä ja yhteisöjä osin tilastollisin menetelmin, jonka pisteskaala on 0-100. Scoring-mallin etu Rating-malliin on se, että se tunnistaa nyansseja ja trendejä sekä luokittelee kohteet yhtiömuodosta, toimialasta ja kokoluokasta huolimatta. (Soliditet.fi 2013.)

2.5. Sisäinen luottoluokittelu (at-the-point-in-time)

Myös pankit tekevät omia luottoluokituksia asiakkaistaan. De Servigny & Renault (2004: 23) haluavat korostaa, että luottoluokituslaitosten lisäksi myös pankeilla on velvollisuus valvoa lainanhakijoiden laatua ja se on myös heidän oma intressi (Krahnén & Weber 2001:19). Pankit ovat perinteisesti olleet pienten ja keskisuurten yritysten merkittävin rahoituslähde (Bouix 1997: 11) ja suurin osa pankkien kilpailukyvystä on riippuvainen niiden kyvystä määrittää asiakkaidensa riskiä. Pankit arvioivat potentiaalisen asiakkaan riskiluokkaa sisäisten luottoluokitusmallien avulla, joilla pyritään määrittämään, onko asiakkaalla kykyä maksaa laina takaisin. Normaalisti tämä määrittäminen tehdään historiallisen datan ja tilastollisten tekniikoiden avulla (Emel, Oral, Reisman & Yolalan 2003: 104). Krahnén & Weber (2001: 21) kuitenkin toteavat, että monet pankit käyttävät matemaattisten mallien ja johdon mielipiteen sekoitusta luokituksen määrittämisessä.

Ulkoisen luottoluokituksen lisäksi toinen tapa luokitella yrityksiä on lyhyen ajan luokitus (at-the-point-in-time). Tämän tavan avulla yrityksen luottokelpoisuutta arvioidaan tulevien kuukausien ajalta, yleisesti aikamääreenä on yksi vuosi. Tämä tapa on laajasti niiden pankkien käytössä, jotka käyttävät kvantitatiivisia pisteytys-systeemejä, jotka perustuvat muun muassa erotteluanalyysiin tai logistisiin malleihin. (De Servigny & Renault 2004: 41.)

Treacy ja Carey (2000) tutkivat suurten yhdysvaltalaisen pankkien sisäisiä luokitusjärjestelmiä ja tulivat siihen tulokseen, että sisäiset mallit poikkeavat toisistaan paljon, johtuen erilaisista asiakasportfolioista sekä pankkien erilaisista luokitteluasteikoista. Valitessaan luokitusjärjestelmänsä rakennetta, pankin tulee päättää, mitä kriteereitä se käyttää, minkälaisen painoarvon se niille antaa ja minkälaisen luokitteluasteikon se luo. Päätökset näistä vaihtelevat paljon eri pankeissa, mutta ratkaiseva tekijä luokittelusysteemin rakenteessa ovat pankin asiakkaat, joita ovat sekä pienet että suuret yritykset. Toinen tärkeä tekijä on pankkien kvantitatiivisten systeemien määrä, joita pankit käyttävät luottoriskin hallinnassa ja kannattavuus-analyysissä. Krahnen ja Weber (2001: 11) toteavat, että pankeilla tulisi olla niin monta erilaista reittoaussysteemiä kuin on tarpeellista ja niin vähän kuin mahdollista. Liian monta systeemiä voi tehdä prosessin sekavaksi. Pankkien tulee myös päättää, luokittelevatko ne asiakkaansa tämänhetkisen tilanteen mukaan, vai niiden odotetun toimintakyvyn mukaan matalasuhdanteen aikana. Ulkoiset luokituslaitokset käyttävät jälkimmäistä vaihtoehtoa, through the cycle -metodologiaa, joka arvioi asiakkaan toimintakykyä ja riskiä huomioiden sekä toimiala- että taloudelliset syklit. Tätä vastoin kaikki Treacyn ja Careyn (2000) haastattelemat pankit tekevät luokituksensa yrityksen tämän hetken tilan mukaan ja ennustavat tulevaa yhden tai kahden vuoden aikahorisontilla.

Useat suuret pankit käyttävät tilastollisia malleja, jotka arvioivat lainan takaisinmaksun laiminlyönnin todennäköisyyttä yrityksen taloudellisten lukujen tai osakkeen hinnan muutoksen perusteella (Treacy & Carey 2000: 189). Pisteytysmalli perustuu ennalta määrättyihin kriteereihin, joista jokainen pisteytetään erikseen. Yksilölliset pisteet painotetaan ja lasketaan yhteen, jonka jälkeen tämä luku yhdistetään vastaamaan tiettyä luokitusluokkaa (Krahnen & Weber 2001: 8).

Yksi tunnetuimmista tunnuslukuihin perustuvasta sisäisen mallin tekniikoista on Altmanin (1968) Z-score. Tutkimuksessaan hän käyttää 66 yritystä, joista puolet on konkurssiyrityksiä. Mallissaan hän käyttää erotteluanalyysia jakaakseen yritykset

konkurssiyrityksiin ja toimiviin yrityksiin. Erottelun hän tekee viiden tunnusluvun perusteella, joista jokaiselle hän antaa tietyn painokertoimen (kaava 1). Altmanin käyttämät tunnusluvut ovat: (X₁)käyttöpääoma / koko pääoma, (X₂) edellisten tilikausien voitto / koko pääoma, (X₃) EBIT / koko pääoma, (X₄) oma pääoma / vieras pääoma, (X₅) liikevaihto / koko pääoma. Painokertoimet jakautuvat seuraavasti:

$$(1) \quad Z = 1,2X_1 + 1,4X_2 + 3,3X_3 + 0,6X_4 + 0,999X_5$$

Jos Z-score on suurempi kuin 3,0, niin yrityksen maksukyvyttömyys on epätodennäköinen. Jos se on 2,7 – 3,0, niin se on varoitusmerkki heikommasta suorituskyvystä. Mikäli luku on 1,8 – 2,7, niin on melko suuri todennäköisyys, että yritys laiminlyö maksunsa, ja jos se on alle 1,8, niin maksukyvyttömyys on hyvin todennäköinen. Malli osoittautui hyvin toimivaksi (luokitteli oikein 95 %) lyhyellä aikavälillä erotellessaan hyvät ja huonot yritykset toisistaan. Altman on itse kehittänyt Z-mallia ja johtanut siitä erilaisia versioita, muun muassa monessa tutkimuksessa viitatus ZETA-mallin (1977).

Altmanin malli luotiin alun perin konkurssinennustamiseen, mutta sitä voidaan käyttää myös luokittelussa, kuten De Servigny ja Renault (2004:68) toteavat. He myös lisäävät, että on tärkeää tuoda esiin ero konkurssinennustamisen ja luokittelun välille, sillä kaikille pisteytysmallin käyttäjille ei ole selvää, kumpaan tulee keskittyä. Vaikkakin Altmanin malli on osoittautunut toimivaksi tekniikaksi, on se saanut moitteita siitä, että tunnuslukujen valinta ei perustu mihinkään teoriaan. Hän valitsi tunnusluvut sen mukaan, kuinka paljon niitä oli käytetty kirjallisuudessa ja kuinka hyvin ne voisivat toimia tutkimuksessa.

Viime vuosina pankit ovat yrittäneet jäljitellä luokituslaitoksen luokittelutapoja. Otettaessa huomioon, että pankkien ydintehtävä on rahan lainaaminen, on ymmärrettävää, että ne haluavat käyttää samanlaisia prosesseja kuin luokittajat, joilla on vakiintuneet ja varsin toimivat luokitustavat. Tämä vaatisi pankeilta kuitenkin paljon resursseja. Sisäinen luottoluokitus ymmärretään usein aikaa vieväksi laadun arviointiprosessiksi, joka on luotu tunnistamaan yrityksen luottokelpoisuutta. Niissä käytetään yleensä kirjain- tai numeropohjaisia luokkia, joita myös luokituslaitokset käyttävät. Monissa pankeissa on tapana seurata suurten yritysten laadullista prosessia ja verrata sitä ulkoisiin luokituksiin ja samalla käyttää pisteytystaktiikkaa (lyhyen ajan luokitusta) pk-yrityksiin. (De servigny & Renault 2004.)

Brunnerin, Krahnen & Weberin (2000: 8) taulukosta nähdään (Liite 2), että pankkien käyttämät kriteerit eivät juuri eroa luokituslaitosten käyttämistä kriteereistä, joita ne käyttävät suurimpien asiakkaiden luottokelpoisuuden määrittämisessä. Asiakassuhde on ainoa tekijä, joka on pankeilla käytössä, mutta ei luokituslaitoksilla. Tästä huolimatta pankkien sisäiset luokitusjärjestelmät eroavat merkittävästi ulkoisesta luokituksesta johtuen osittain siitä, että ne ovat pankkien henkilökunnan tekemiä, eikä niitä paljasteta ulkopuolisille (Treacy & Carey 2000: 168).

2.6. Luottoluokituksen määrittämisen ongelmat

Tehokas luokitusjärjestelmä on sellainen, jossa korostuu negatiivinen korrelaatio korkeimman tason luokituksen ja konkurssiin ajautumisen välillä. Eräänä ongelmana on määrittää yhteiset standardit eri maiden välillä (Estrella 2000: 76). Krahnen ja Weber (2001) esittelevät tutkimuksessaan 14 eri ohjetta, jotka pitäisi löytyä jokaisesta tarkoituksenmukaisesta sisäisestä luokitusjärjestelmästä. Säännöt on kehitetty tutkimalla saksalaisten pankkien sisäisiä luokitusjärjestelmiä ja niitä tarkastellaan teoreettisesta ja tilastollisesta näkökulmasta. Ohjeiden tarkoituksena on tarjota viitteet nykyisten järjestelmien parantamiseen ja uusien luokitusjärjestelmien kehittämiseen. Alle on poimittu näistä kriteereistä muutamia.

Toimivan ja hyvän luokitusjärjestelmän tulee pystyä luokittelemaan kaikki menneet, nykyiset ja tulevat yritykset. Se tarkoittaa, että sen tulisi kyetä huomioimaan kaikki mahdolliset luokitukseen vaikuttavat riskit. Tämä on kuitenkin käytännössä vaikea toteuttaa. Edelliseen liittyen tutkijat toteavat, että pankilla tulee olla niin monta luokitusjärjestelmää kuin on tarpeellista ja niin vähän kuin on mahdollista. Erilaisten yritysten luokituksiin tulee käyttää eri kriteereitä, mutta pitäisi välttää jakamasta luokiteltavia yrityksiä liian moneen osaan. Myös Carey ja Treacy (2000: 181) toteavat, että erilaisille varallisuusluokille, toimialoille ja maantieteellisille alueille tarvitaan erilaisia luokitusmalleja, mutta useita luokitusjärjestelmiä voi olla vaikea hallita samanaikaisesti. Tutkijoiden mielestä pankkien tulee kiinnittää huomiota tietokannan ylläpitämiseen. Tietokanta mahdollistaa luokitusjärjestelmän kehittämisen ja nykyisten luokitusten oikeellisuuden testaamisen.

Kuten jo aikaisemmin tässä tutkielmassa on käsitelty, niin myös Krahnen ja Weberin (2001) yksi kriteeri on, että maksukyvyttömyys tulee määritellä selkeästi, mikä ei ole

yksiselitteistä. Tämän lisäksi luokitussysteemin luotettavuus on tärkeä asia. Jos useammalla yrityksellä on tietty maksukyvyttömyyden todennäköisyys, niiden luokituksen tulisi olla sama riippumatta siitä, kuka luokituksen tekee tai milloin se tehdään. Usein luokitukset ovat subjektiivisia, joten luokituksen tekijän henkilökohtainen arvio vaikuttaa luokitukseen. Luokitussysteemiä tulee kehittää jatkuvasti ja havaittuja virheitä tulee korjata. Siihen liittyy kuitenkin suuret kustannukset ja systeemin muutoksesta syntyvät edut voivat olla epävarmoja. Tilastollinen analyysi on riippuvainen helposti saatavilla olevasta tiedosta. Tämä saattaa hankaloitua, jos tietokonesysteemit vaihtuvat, luokitussysteemiä kehitetään, luokitusprosessin rakenteessa tapahtuu muutoksia tai esimerkiksi kaksi pankkia fuusioituu. Lopuksi, kaikki saatavilla oleva tieto tulisi näkyä luokituksessa, mikä on dynaamisessa ympäristössä vaikea toteuttaa.

3. LUOTTOLUOKITUKSIA KOSKEVIA AIKAISEMPIÄ TUTKIMUKSIA

3.1. Tunnuslukuanalyysin taustaa

Vuosikymmenten aikana tutkijat ovat yrittäneet löytää parasta luottoriskin mittaria, minkä seurauksena on kehitetty useita erilaisia luokittelutapoja (Van Laere 2010: 502). Velkakirjojen luokitteluun liittyvä kirjallisuus voidaan nähdä tutkijoiden yrityksinä matkia ulkoisten luottoluokittajien mallia, heidän käyttäessään hyväkseen yritysten julkisesti saatavilla olevia tietoja (Huang, Chen, Hsu, Chen & Wu 2004: 548). Luottoriskin mittaamisen tutkimuksia ovat koonneet yhteen mm. Altman & Saunders (1998), Balcaen & Ooghe (2006) ja Crook, Edelman & Thomas (2007). Suurin luottoluokituksen määrittämismallien tutkimusaika oli 1970- ja 1980-luvuilla (Altman & Saunders 1998). 2000-luvulla niitä alettiin tutkia uudestaan, johtuen korkeista maksukyvyttömyysluvusta vuosina 2001 ja 2002. Myös pankkien sääntelyuudistuksen Basel 2 käyttöönoton vaikutukset herättivät kiinnostusta pankkien sisäisiin luokitusmalleihin (Altman & Rijken, 2004: 2680).

Vuonna 1919 Wall oli ensimmäisiä, joka tutki tunnuslukujen käyttöä analyysin tekemisessä. Hän esitti kattavan listan tunnuslukuja, joita tulisi käyttää missä tahansa niin sanotusti täydellisessä analyysissä. Jo silloin hän tunnisti yhden muuttujan mallin rajoitteet, mutta ei pystynyt esittämään virallista viitekehystä, jonka perusteella voitaisiin käyttää useaa tunnuslukua yksittäisessä analyysissä. Wall ja Duning (1928) jatkoivat Wallin aloittamaa tutkimusta ja he ehdottivat luottovahvuusindeksiä, jossa käytettiin kahdeksaa tunnuslukua prosenttikertoimineen. Indeksia ei yleisesti tunnustettu toimivaksi, sillä painokertoimet oli valittu sattumanvaraisesti. Wallin ja Duningin työ oli kuitenkin tärkeä pohja tuleville tutkimuksille. He havaitsivat jo tuolloin, että yksittäiset tunnusluvut eivät kykene täysin tuomaan esiin tilinpäätöstietojen ennustusvoimaa. Sen sijaan tulisi käyttää monen muuttujan mallia, jonka käytössä he havaitsivat jo silloin muutamia perusongelmia, kuten mitä tunnuslukuja tulisi käyttää, kuinka monta tunnuslukua analyysissä pitäisi olla ja minkälaiset painokertoimet niille pitäisi antaa. (Beaver, Correia & McNichols 2010: 18.)

Luottoluokituksen määrittämisestä puhuttaessa hyvin läheinen tema on konkurssinennustaminen. Kummassakin tutkimusalueessa on käytetty samanlaisia muuttujia ja samoja tutkimusmenetelmiä (Huang ym. 2004: 546). Niissä molemmissa pyritään jakamaan yritykset kahteen ryhmään, konkurssinennustamistutkimuksissa

toimiviin yrityksiin sekä konkurssiyrityksiin (Balcaen & Ooghe 2006: 64) ja luottoluokitustutkimuksissa investointiluokkaan sekä spekulatiiviseen luokkaan (Amato & Furfine 2004: 2666).

3.1.1. Konkurssinennustaminen

Nykymuotoisen tunnuslukuanalyysin perustana voidaan pitää Beaverin (1966) yhden muuttujan analyysimallia, joka yksittäisten tunnuslukujen avulla vertasi vastinparimenetelmällä toimivia ja konkurssiyrityksiä keskenään. Hänen tutkimuksensa perustui aikaisempaan kirjallisuuteen, jonka perusteella hän valitsi 30 tunnuslukua ja muodosti näistä 6 ryhmää, joista kustakin hän valitsi lopulliseen otokseen yhden tunnusluvun. Beaver (1966) tuli siihen tulokseen, että jokaisella kuudella tunnusluvulla oli merkittävä selitysvoima suhteessa yksinkertaisen mallin satunnaiseen arviointiin. Eri tunnusluvut eivät kuitenkaan ennustaneet yhtä hyvin. Alhaisin virheprosentti löytyi tunnusluvuista: kassavirran suhde velkoihin, nettotuloksen suhde koko pääomaan ja velkojen suhde koko pääomaan. Samoihin aikoihin Altman (1968) jatkoi konkurssinennustamistutkimusta monen muuttujan erotteluanalyysimallilla, joka esiteltiin jo aiemmin tässä tutkielmassa. Malli kokooa tunnuslukujoukon, joka yhdistää ja painottaa tunnuslukuja niin, että tuloksena syntyy pisteytys yritykselle. Altman on itse kehittänyt malliaan eteenpäin ja sitä on käytetty monissa tutkimuksissa, myös luottoluokituksen määrittämisessä, 2000-luvulle asti.

Edmister (1972) toi uuden näkökulman konkurssinennustamiseen Beaverin ja Altmanin jälkeen, jotka olivat käyttäneet tutkimuksissaan vain suuria tai keskikokoisia yrityksiä. Tutkimukseensa hän otti 42 pientä yritystä ja valitsi 19 tunnuslukua mittaamaan yrityksen suorituskyykyä. Tunnusluvut valittiin sen perusteella, miten teoreetikot olivat puoltaneet niitä tai ne olivat esiintyneet toimivina mittareina aikaisemmissa tutkimuksissa. Edminster havaitsi saman kuin Altman (1968), että pieni ryhmä tunnuslukuja ennustaa paremmin kuin erilliset tunnusluvut, ja parhaimman tuloksen hän sai valitsemalla malliinsa seitsemän tunnuslukua, jotka erottelivat yrityksistä oikein 93 %.

Aatto Prihtin (1975) tutkimus on yksi viitatuimmista suomalaisista tutkimuksista. Prihtin tutkimuksen etuna on se, että tunnuslukujen valinta, monesta muusta poiketen, perustuu teoriaan. Teoria perustuu siihen, että yritys nähdään sarjana perättäisiä investointeja. Prihti käytti konkurssin ennustamiseen erotteluanalyysia, mutta hän perusteli tunnuslukujen valinnan teoreettisen konkurssimallin avulla. Mallin avulla

johdettiin yrityksen käyttäytymisestä ennen konkurssia hypoteesit, joille etsittiin tunnusluvuista sopivat vastineet. Tutkimuksessa käytetty malli luokitteli 80 % yrityksistä oikein vuotta ennen konkurssia. Tutkimus osoitti, että tärkeimmät konkurssin ennustavat tekijät ovat tulo- ja maksuvalmius, maksuvalmius ja vakavaraisuus, joita hän määritteli tunnusluvuilla (1) tulos / koko pääoma, (2) quick / koko pääoma ja (3) vieras pääoma / koko pääoma.

Tänä päivänä konkurssinennustamiseen on tarjolla erilaisia lähestymistapoja, joiden toimivuudesta kiistellään. Konkurssinennustamistavat voidaan jaotella kolmeen ryhmään: malleihin, jotka käyttävät tilinpäätöstietoja, malleihin, jotka käyttävät sekä tilinpäätöstietoja että markkinadataa tai malleihin, jotka käyttävät yrityksen saamia ennustamisessa (Bauer & Agarwal 2014: 441). Bauer & Agarwal (2014) toteavat tutkimuksessaan, että Shumwayn (2001) riskianalyysi on toimivin konkurssinennustamismalli. Siinä käytetään sekä tilinpäätöstietoja, että markkinatietoa hyödyksi. Tilinpäätöstietoina mallissa käytetään samoja muuttujia kuin Altmanin (1968) mallissa, mutta riskianalyysissä merkittävimmät niistä olivat liike- ja taseen loppusumma sekä oman pääoman markkina-arvo / vieras pääoma.

3.1.2. Velkakirjojen luokittelu

Yhtenä merkittävimmistä velkakirjan luokituksen määrittävistä tutkimuksista voidaan pitää Pinchesin ja Mingon (1973) julkaisemaa tutkimusta, jossa yritykset luokiteltiin hyviin ja huonoihin yrityksiin useiden taloudellisten muuttujien perusteella. Heidän tutkimuksensa tarkoituksena oli kehittää ja testata monen muuttujan erottelu-analyysimalli, jolla voidaan määrittää teollisen yrityksen velkakirjan reittaus. He valitsivat Moody'sin luokittelemat uudet velkakirjat vuoden 1967 alusta vuoden 1968 loppuun. Kaiken kaikkiaan heillä oli tutkimuksessaan 180 luokiteltua velkakirjaa, jotka olivat luokiteltu viiteen eri luokkaan. He jakoivat velkakirjat kahteen ryhmään, jotka muodostivat alkuperäisen otoksen ja näyteotoksen. Taloudellinen informaatio koottiin 35 eri muuttujasta faktorianalyysin perusteella. Malliin valitut muuttujat olivat: 1) lainan etuoikeusjärjestys 2) peräkkäisten osingonmaksuvuosien määrä 3) joukkolainan koko 4) (tilikauden tulos + korko) / korko: (viiden vuoden keskiarvo) 5) pitkäaikainen velka / taseen loppusumma: (viiden vuoden keskiarvo) ja 6) nettotulos / taseen loppusumma. Pinchesin ja Mingon luoma kuuden muuttujan malli pystyi ennustamaan noin kaksi kolmasosaa luokituksista oikein, kun niitä verrattiin Moodys'in luokituksiin.

Edellisissä tutkimuksissa käytetty monen muuttujan erotteluanalyysimalli oli pitkään käytetyin tilastollinen ennustamismalli. Erotteluanalyysin lisäksi kolmea muuta tilastollista tekniikkaa on käytetty luottopisteytyssesteemeissä: lineaarista todennäköisyysmallia, logit -mallia ja probit -mallia. Käytetyimmät näistä neljästä mallista ovat olleet erotteluanalyysi ja logit -malli (Altman & Saunders 1998: 1723). Erotteluanalyysin tavoitteena on löytää tilinpäätöstiedoista ja markkinatiedoista koostuva lineaarinen funktio, jossa eri tekijät yhdistyvät yhdeksi tunnusluvuksi. Tämän tunnusluvun avulla yritykset jaetaan niiden taloudellisen tilanteen perusteella huonoihin tai hyviin yrityksiin. Monen muuttujan erotteluanalyysiin liittyy joitakin ennalta määrättyjä oletuksia ja ehtoja, joita ei ole kaikissa aikaisemmissa tutkimuksissa otettu huomioon (Balcaen & Ooghe 2006: 67). Logit -mallissa käytetään ryhmää tilinpäätösmuuttujia ennustamaan maksukyvyttömyyden todennäköisyyttä. Se olettaa, että maksukyvyttömyyden todennäköisyys on logistisesti jakautunut ja se ottaa logistisen funktion muodon, joka on välillä 0 ja 1 (Altman & Saunders 1998: 1723). Balcaen & Ooghe (2006) käsittelevät tutkimuksessaan laajemmin tilastollisia menetelmiä, joita on käytetty maksukyvyttömyyden ennustamisessa.

Kaplan & Urwitz (1979) tutkivat kahdeksan tunnusluvun avulla velkakirjojen luokituksia. Tutkimuksessaan he käyttivät erotteluanalyysin sijaan probit-mallia. He valitsivat tunnusluvut, jotka heidän mielestään edustavat kriteereitä joilla velkakirjan luokitus määritetään ja vertasivat saamiaan tuloksia Moodys'in luokituksiin. Tärkeimmät velkakirjan luokittelevat tekijät olivat lainan etuoikeusjärjestys -muuttuja, yrityksen koko sekä velkaisuusaste. Yllättävin tulos heidän tutkimuksessaan oli, että tulorahoituksen riittävyys korko- tai velkakuluihin suhteutettuna ei ollut merkitsevä tekijä. Tämä on vastoin muun muassa Beaverin (1966) tutkimusta, jossa kyseinen tunnusluku esiintyi vahvimpana. Kaplanin ja Urwitzin (1979) mallilla voitiin luokitella kaksi kolmasosaa oikein, mikä vastaa yleisesti tilastollisen mallin ennustustarkkuutta.

3.1.3. Yritysten luottoluokitus

Laitinen (2002) tutki luottoluokituksen muodostamista tilinpäätöstietojen avulla eurooppalaisissa teknologiayrityksissä ja etenkin sitä, minkälaisia maakohtaisia eroja luokituksissa on havaittavissa. Tutkimuksessa käytettiin vain tilinpäätöstietoja luokituksen määrittämisessä. Tavoitteena oli löytää yhtenäinen rating-systeemi eri maiden yrityksille. Tutkimuksessa käytettiin 6370 eurooppalaisen ja yhdysvaltalaisen yrityksen tilinpäätöstietoja vuosilta 1993–1996, joiden pohjalta muodostettiin faktorianalyysin avulla faktoripiste, jonka mukaan yritykset luokiteltiin. Tutkimuksessa

käytettiin logistista regressioanalyysiä, jonka avulla arvioitiin ehdollista todennäköisyyttä siitä, että luokiteltava yritys kuuluu hyväkuntoisiin yrityksiin. Kun Laitisen muodostamaa, kaikille maille yhteistä mallia käytettiin eri maiden yritysten luokittelussa, niin suurin luokittelutarkkuus (72 %) saatiin Saksassa, Belgiassa, Italiassa, Suomessa ja Kreikassa. Tutkimuksessa käytettiin kuutta riskiluokituksen mittaria. Yhtenä mittarina oli koko-tekijä, jonka vaikutus luokitukseen oli tässä tutkimuksessa negatiivinen. Tärkeimmät selittävät muuttujat tutkimuksessa kolmen vuoden ennusteeseen olivat: sijoitetun pääoman tuotto prosentti, logaritminen taseen loppusumma ja rahoitustuloksen suhde omaan pääomaan. Sijoitetun pääoman tuotto prosentti oli yleisimmin eri maiden malleissa esiintyvä muuttuja. Laitisen tutkimus osoittaa, kuinka vaihtelevia luokittelutulokset voivat olla eri maantieteellisillä alueilla.

Useimmat tutkimukset vertaavat saamiaan tuloksia suurten luokituslaitosten luokitukseen. Doumpos ja Pasiouras (2004) halusivat ottaa vähemmän tutkitun näkökulman luottoluokituksen määräytymiseen, niinpä heidän tutkimuksessaan tuloksia verrattiin pienemmän, paikallisen luokittajan reittauksiin, joka luokittelee asiakkaansa riskin skaalalla 0 – 100 viiteen eri luokkaan. Tutkijat käyttivät vain tilinpäätöstietoja luokituksessaan ja valitsivat kymmenen tunnuslukua lopulliseen malliinsa. Maksuvalmiuden tunnuslukuina he käyttivät current ratiota sekä quick ratiota. Kannattavuuden mittareiksi he ottivat neljä tunnuslukua: koko pääoman tuotto prosentti, käyttökatteen, käyttökateprosentti, sekä nettotulosprosentti. Tehokkuutta he mittasivat velan takaisinmaksuajalla ja rahoitusrakennetta oman pääoman suhteella pitkäaikaisiin velkoihin sekä oman pääoman suhteella koko pääomaan. Viimeinen heidän käyttämänsä tunnusluku oli korkokulujen hoitokate. Tärkeimmät näistä tunnusluvuista olivat nettotulosprosentti ja vakavaraisuuden mittarit. Tutkimustuloksista voidaan päätellä, että luokitustarkkuus paranee otoksen kasvaessa, mutta keskimäärin kokonaisluokitustarkkuus on noin 70 %. Tutkimuksen perusteella voidaan sanoa, että vakavaraisuuden mittareilla ja luottoluokituksilla on keskinäinen riippuvuus.

Amato ja Furfine (2004) tutkivat yhdysvaltalaisen yritysten avulla sitä, miten luottoluokitukset muuttuvat suhdannevaihteluiden mukana. Tätä tutkiessaan he muodostivat mallin, jolla yritetään jäljitellä luottoluokituslaitoksen muodostamaa luokitusta. Luokkia muodostaessaan he yhdistivät tarkemmin erotellut luokat yhdeksi (esim. AA luokka muodostuu sekä AA+, AA että AA- luokista) ja he jättivät alimmat luokat kokonaan pois. Eli yhteensä heillä on kahdeksan luokkaa: AAA–CC. He esittävät kaksi tekijää, jotka vaikuttavat luottoriskin määräytymiseen. Ne ovat

liiketoimintariski ja taloudellinen riski. Määrittäessään tekijöitä liiketoimintariskille he ottavat huomioon seuraavat tekijät: yrityksen koko sekä systemaattinen ja ei-systemaattinen riski, jotka perustuvat markkinalähtöisiin malleihin. Yrityksen taloudellista riskiä mitataan neljällä tunnusluvulla: korkokulujen hoitokatteella, joka kertoo lainojen hoitokyvystä, liikevoiton suhteella liikevaihtoon, jossa korkea tulosmarginaali kertoo yrityksen kyvystä kasvattaa kassavarojaan, ja kahdella vakavaraisuuden mittarilla, joissa molemmissa suhteutetaan yrityksen velka sen koko pääomaan. Ensimmäisessä näistä huomioidaan ainoastaan pitkäaikaisen velan suhde koko pääomaan ja toisessa koko vieraan pääoman osuus taseen loppusummasta. Näiden tunnuslukujen arvojen kasvu johtaa heikompaan luottoluokitukseen. Tutkimuksessaan tutkijat käyttävät probit-mallia, sillä luokitukset ovat heidän mukaansa luonteeltaan laadullisia, irrallismerkityksellisiä luottokelpoisuuden mittareita ja ne ovat ordinaalisia eli järjestysasteikollisia (Amato & Furfine 2004: 2650–2653).

Gonis ym. (2012 b) tutkivat tekijöitä, jotka vaikuttavat todennäköisyyteen siihen, että yritys päättää hankkia luottoluokituksen ja tuovat esiin tekijöitä, jotka vaikuttavat luottoluokituksen määräytymiseen. Taloudellisten tekijöiden lisäksi he esittelevät joitakin heidän mielestään tärkeitä ei-taloudellisia tekijöitä. Heidän tutkimustuloksensa paljastavat, että luokitukseen vaikuttavat yrityksen koko, lainarahoituksen määrä, kannattavuus, liiketoimintariski ja yrityksen kasvu. Näiden lisäksi korkokulujen hoitokate on merkitsevä tunnusluku. Tutkimuksessa paljastuu kuitenkin, että korkokulujen hoitokatteen pienet muutokset sen alhaisella tasolla näyttävät tuottavan alemman luottoluokituksen, mikä on ristiriidassa Amaton ja Furfinen (2004) tulosten kanssa. Tutkimuksessa esitettiin myös ei-taloudellisia tekijöitä, jotka vahvistavat käsitystä siitä, että laadulliset tekijät tuovat lisäarvoa luokituksen määrittämiseen. Tämän tutkimuksen perusteella voidaan todeta kannattavuuden mittareiden ja luottoluokituksen välinen riippuvuus.

Nikolic ym. (2013) Käyttivät tutkimuksessaan ns. raajan voiman logistista regressiomallia. Heidän tutkimuksensa perustui viiden vuoden dataan serbialaisten yritysten tilinpäätöstiedoista ja maksuhäiriötilastoista. Raaka voima tarkoittaa tässä tapauksessa sitä, että he kokosivat 350 tunnuslukua 7590:stä yrityksestä tiedonlouhinnan avulla. Ideana oli löytää empiirisesti tutkimalla paras mahdollinen tunnuslukujoukko, joka kuvaa yrityksen luokitusta. He eivät jakaneet yrityksiä minkään tekijöiden perusteella, vaan yrittivät luoda mallin joka sopii kaikille yrityksille. Lopputuloksena he löysivät kahdeksan tunnusluvun mallin, jolla oli kaikista eri tunnuslukukombinaatioista paras ennustusvoima. Nämä kahdeksan tunnuslukua

kuuluvat kaikki yrityksen liiketoiminnan perustekijöihin ja ne on saatu puhtaasti tilastollista menetelmää käyttämällä. Merkittävimmät tutkimuksessa esiin tulleet muuttujat ovat pankkilainan suhde omaan pääomaan, lyhytaikaiset varat suhteessa liikevaihtoon ja liikevaihdon kasvu. Maksuvalmiuden mittareilla sekä luotto-luokituksilla vaikuttaisi siis olevan yhteys.

3.1.4. Markkinainformaatiota hyödyntävät mallit

Edellä mainittujen mallien lisäksi on olemassa niin sanottuja optiohinnoittelumalleja, jotka hyödyntävät apunaan markkinainformaatiota. Niiden avulla voidaan mitata julkisesti listattujen yritysten riskiä. Optiohinnoittelumallit ovat konkurssin-ennustamismalleja, joilla on vahva teoreettinen pohja. Niiden tarkoituksena on määrittää yrityslainan luottoriskiä. Näistä esimerkkejä ovat Black & Scholesin (1973) ja Mertonin (1974) mallit, joissa ideana on verrata yrityksen varoja sen velkojen määrään. Optiohinnoittelumalleja on kritisoitu siitä, että voidaanko yrityksen volatiilia osakkeen hintaa käyttää tarkkana arviona yrityksen varoista ja voidaanko malleja käyttää pörssin ulkopuolisissa yrityksissä (Altman & Saunders 1998: 1725). Näiden mallien suosio on kasvanut pankkiyhteisöissä, johtuen muun muassa siitä, että ne ovat aikaisia riskin varoittajia (De Servigny & Renault 2004: 64).

Toinen pääomamarkkinapohjainen malli on Altmanin kuolevaisuusmalli, joka yrittää tuottaa matemaattisperusteisen todennäköisyyden maksukyvyttömyydestä aikaisempien takaisinmaksamattomien velkakirjalainojen perusteella niiden luottoluokituksen ja erääntymisajan mukaan. Kaikki suuret luottoluokituslaitokset muun muassa S&P ja Moody's ovat modifioineet mallia ja ottaneet sen käyttöön. Mallin ongelmana on kuitenkin suuri informaation tarve, jota ei ole helposti saatavilla. (Altman & Saunders 1998: 1725–1726.)

3.1.5. Hybridimallit

Luottoluokituksen määrittämiseen perehtyneet tutkijat ovat kehittäneet malleja, joilla voitaisiin luokitella erilaisia yrityksiä ja he ovat kehittäneet malleja, jotka sijoittuvat lyhyen ja pitkän tähtäimen luokituksen väliin. Käytännössä tämä tapahtuu niin, että he muokkaavat kvantitatiivista mallia lisäämällä siihen laadullisia tekijöitä ja vaihtavat mitattavaa aikahorisonttia.

Van Laere & Baesens (2010) rakensivat sisäisen luokittelumallin, jonka otoksena toimi 350 belgialaisen vakuutusyhtiön asiakasyritystä. He käyttivät 24:ää tunnuslukua, jotka on valittu aikaisempien tutkimusten perusteella. Heidän mukaansa aikaisemmissa tutkimuksissa on käytetty jatkuvasti neljää mittaria: vieraan pääoman vipuvaikutusta, liiketoiminnan kassavirtaa, likvidien varojen määrää sekä yrityksen kokoa. Perustelu koon käyttämiselle tutkimuksessa on se, että suuremmat yritykset ovat vanhempia ja sitä myöten vakaampia ja niillä on useampia rahoitusmahdollisuuksia.

Tutkijat sisältävät tutkimukseen muuttujiksi tunnuslukujen lisäksi myös maakohtaisen sekä toimialariskin. Maakohtainen riski määräytyy sen maan riskiluokituksen mukaan, johon yritys on sijoitettu. Toimialakohtainen riski perustuu Standard & Poor'sin GICS -koodiin (Global Industry Classification Standard). Riippuvana muuttujana mallissa on ulkoisen luokituslaitoksen luokitus. Tutkijat itse nimittävät malliaan hybridimalliksi, sillä se sijoittuu pitkän tähtäimen ja lyhyen tähtäimen luokituksen väliin. Tulokseksi he saivat, että malli luokitteli oikein 88 % verrattuna ulkoisiin luokituksiin, kahden luokittelupykälän vaihtuvuudella. Mukana oli siis yhteensä 17 luokitusluokkaa mukaan luettuna – ja + luokat. Tutkijat mainitsevat, että heidän saamaansa tulosta on vaikea verrata toisiin tutkimuksiin, sillä niissä luokituslaitoksen luokkia on yhdistelty toisiinsa, kun taas heidän tutkimuksessaan ne on pidetty yhtäläisinä.

Van Laeren ja Baesensin (2010) tutkimuksesta nousee esiin tärkeä luottoluokitukseen vaikuttava seikka, joka on toimialan vaikutus. Crouhy, Galai & Mark (2001: 49) toteavat tutkimuksessaan, että luottoanalyytikon tulisi huomioida analyysissään toimialan vaikutukset yrityksen toimintaan ja yrityksen asema oman toimialansa sisällä. Toimiala on laadullinen tekijä, jota ei tavallisissa tilastollisissa malleissa oteta huomioon, mutta sen tärkeyttä korostaa muun muassa se, että Standard & Poor's ottaa luokiteltavan yrityksen toimialan avaintekijät huomioon luokitusta tehdessään. Yrityksen kilpailuaseman ja operatiivisen ympäristön analysointi auttaa luokiteltavan yrityksen riskiprofiilin tekemisessä. Samalla toimialalla toimivat yritykset ovat hyvä vertailukohta arvioitaessa yritykselle laskettujen tunnuslukujen optimaalista arvoa (Crouhy ym. 2001: 70). Crouhy ym. (2001) tuovat riskiluokitusta arvioivassa tutkimuksessaan esiin tärkeitä tunnuslukuja, jotka luokitussysteemistä tulisi löytää: korkokulujen hoitokate, rahoitustulos / vieras pääoma, pääoman tuottoaste, käyttökateprosentti, ja velkaisuusaste. Heidän tutkimuksessaan ei kuitenkaan selitetä miksi juuri nämä tunnusluvut ovat tärkeitä.

Altman & Rijken (2004) tutkivat luottoluokitusten muutosta eri aikajaksoilla ja tätä varten he luovat neljä ajallisesti toisistaan poikkeavaa luokitusmallia. Ensimmäinen on yhden vuoden sisällä maksukyvyttömyyteen joutumista mittaava malli. Toinen ja kolmas toimivat kuten ensimmäinen, mutta niissä ajatellaan velanhakijan joutuvan maksukyvyttömäksi neljän ja kuuden vuoden kuluttua. Neljäs malli yrittää jäljitellä ulkoisia luottoluokituksia ja näitä malleja he vertaavat ulkoisiin luokituksiin. Vaihtelemalla aikahorisonttia yritetään siis etsiä parasta verrokkia ulkoiselle luokitukselle.

Altman & Rijken (2004) käyttävät tutkimuksessaan kuutta muuttujaa määrittäessään maksukyvyttömyyden ennustamismalleja: (1) nettokäyttöpääoma / koko pääoma, (2) kertyneet voittovarot / koko pääoma, (3) liike-tulos / koko pääoma, (4) oman pääoman markkina-arvo / vieras pääoma, (5) yrityksen koko sekä (6) yrityksen ikä.

Muuttujat on johdettu Altmanin alkuperäisestä Z-score -mallista. Ensimmäinen tunnusluku kuvastaa yrityksen lyhyen ajan maksuvalmiutta. Toinen, kolmas ja neljäs tunnusluku kuvaavat yrityksen mennyttä, tämänhetkistä ja tulevaa kannattavuutta. Neljättä tunnuslukua voidaan käyttää edustamaan markkinoiden vipuvaikutusta, joka voidaan tulkita osakemarkkinoiden tahtona investoida tiettyyn yritykseen. Yrityksen ikä ja koko eivät ole taloudellisia mittareita, mutta niillä on tutkitusti vaikutusta yrityksen mahdolliseen maksukyvyttömyyteen ajautumiseen (Altman & Bana, 2003). Se minkä takia juuri kyseiset tunnusluvut on valittu tutkimukseen, perustuu Z-scoren tutkittuun ja todettuun toimivuuteen (Altman & Rijken 2004).

Tutkijat jakavat yritykset toimiviin ja maksukyvyttömiksi todettuihin. Havaintoja heillä on yhteensä 13718 vuosilta 1981 - 1999, joista selviytyviä yrityksiä on 13447 ja maksukyvyttömiä 271. Heidän mukaansa vahvin tunnusluku näistä oli (4) oman pääoman markkina-arvo / vieras pääoma, joka kertoo velkaantuneisuudesta. Ikä ja koko selittivät myös paljon maksukyvyttömyydestä. Altman & Rijken (2004) tutkivat myös vuosia 2000 – 2001 erillään aikaisemmista vuosista ja huomasivat muutoksia tunnuslukujen selitysvoimassa. liike-tulos / taseen loppusumma -tunnusluvusta tuli tehokkaampi ja yrityksen suuri koko ei enää ollutkaan tae riskittömyydestä, kuten muun muassa aikaisemmin käsitellystä Enronin tapauksesta voidaan päätellä. Päätelmissään he mainitsevat että pidemmälle ennustava malli antaa parhaimman verrattavuuden luottoluokittajien tekemiin luokituksiin verrattaessa.

4. TILINPÄÄTÖSANALYYSI

4.1. Tilinpäätösanalyysistä tunnuslukuanalyysiin

Tunnuslukuanalyysi pohjautuu tilinpäätösanalyysiin, joka taas on osa yritysanalyysiä. Yritysanalyysissä painopiste on yrityksen reaaliprosesseissa, jotka sisältävät yrityksen menestymisen syyt ja rahaprosessi kuvaa seurauksia, jotka näkyvät tilinpäätöslaskelmissa. Tilinpäätösanalyysissä nämä laskelmat muokataan mahdollisimman luotettaviksi ja tiivistetään päätöksentekijän haluamaksi informaatioksi. Tilinpäätösanalyysin tarkoituksena on selvittää yrityksen taloudellinen tilanne tilinpäätösinformaation avulla. (Laitinen 1986 9–11.)

Tutkimuksissa yleisesti oletetaan, että tilinpäätöstiedot antavat riittävän ja virheettömän kuvan yrityksen taloudellisesta tilanteesta. Yrityksillä on kuitenkin mahdollisuus käyttää epänormaaleja tilinpäätösjärjestelyjä näyttääkseen haluamaansa tulosta. On myös tutkimuksia siitä, että tällainen toiminta lisääntyy, mikäli yritys joutuu taloudellisesti vaikeuksiin. Tämän lisäksi sisäisen kontrollin puute, etenkin pienimmissä yrityksissä saattaa olla puutteellista, mikä heikentää luotettavuutta tilinpäätöstietoihin tiedonlähteenä (Balcaen & Ooghe 2006: 82). Horrigan (1966) tutki tilinpäätöstietojen hyötyä luottoluokituksen syntymisessä. Tutkimuksessaan hän mainitsee, että tilinpäätöstiedot itsessään ovat melko rajoitettu tiedonlähde, sillä niistä näkee vain yrityksen koon. Tämän vuoksi tiedot tulee muokata toiseen muotoon, tunnusluvuiksi.

Tunnuslukuanalyysin tavoitteena on muokata tilinpäätöksestä saatavia tietoja sellaiseen muotoon, että luvut ovat mahdollisimman vertailukelpoisia toimialan muiden yritysten kanssa. Tämä tarkoittaa sitä, että määritetään tilinpäätöksen todellinen tilanne karsimalla tilinpäätöksessä mahdollisesti käytetyt joustokohdat pois. Jos tilinpäätösanalyysiä käytetään riskin, yrityksen kriisin todennäköisyyden, arvioimiseen, tulee viralliset tilinpäätöstiedot oikaista tai ainakin niiden luotettavuus on perusteellisesti selvitettävä. (Laitinen & Laitinen 2004.)

Tunnusluvut perustuvat tilinpäätöslaskelmiin eli taseeseen ja tuloslaskelmaan. Tase osoittaa yrityksen nimellisen omaisuuden määrän ja miten se on rahoitettu. Tuloslaskelmasta nähdään kuinka paljon yritykselle jää liikevaihdosta eri kuluerien vähentämisen jälkeen. Tilinpäätöstunnusluvut lasketaan jakamalla keskenään taseen ja tuloslaskelman eriä, jolloin tiivistetään ja samalla menetetään informaatiota. (Laitinen 1986: 13.) Tunnuslukuja ja niiden informaatioarvoa on historiassa tutkittu paljon, kuten

aikaisemmista kappaleista on havaittavissa. Monet tutkimukset osoittavat, että tunnuslukujen perusteella tehty arvio yrityksestä kertoo huomattavan paljon yrityksen senhetkisestä tilanteesta (Altman & Rijken 2004).

4.2. Tunnusluvut

Tunnusluvut ovat yksinkertaisin väline arvioitaessa yritysten liiketoimintaa. Niitä on myös käytetty kirjallisuudessa kauan (Emel ym. 2003: 105). Tunnuslukuja käytetään, koska ne ovat objektiivisia, kovia mittareita ja ne ovat julkisesti saatavilla. Tunnuslukuja on myös kritisoitu paljon ja niissä on havaittu tiettyjä epäkohtia. Kritiikistä huolimatta niiden rooli maksukyvyttömyysennustamisessa on äärimmäisen tärkeä (Balcaen & Ooghe 2006: 82). Luottoluokituksia määritettäessä oikeiden tunnuslukujen valitseminen on tärkeää. Tunnusluvut antavat yleiskuvan yrityksen kannattavuudesta, vakavaraisuudesta ja maksuvalmiudesta. Aikaisempien tutkimusten perusteella on osoitettu, että kohtalaisen pieni joukko tunnuslukuja riittää selittämään ja arvioimaan joukkovelkakirjalainojen luokituksia (Kaplan & Urwitz 1979: 242).

4.2.1. Kannattavuus

Kannattavuus kuvaa liiketoiminnan taloudellista tulosta ja se on jatkuvan liiketoiminnan perusedellytys. Kannattavuutta voidaan mitata absoluuttisesti tai suhteellisesti. Absoluuttista kannattavuutta mitataan yksinkertaisesti liiketoiminnan tuottojen ja kulujen erotuksena eli voittona. Suhteellinen kannattavuus kuvaa voiton suhdetta yritykseen sijoitettuun pääomaan nähden. (Yritystutkimusneuvottelukunta ry 2011.)

Aikaisempien tutkimusten mukaan kannattavuuden mittareiden ja luottoluokitusten välillä on havaittavissa riippuvuutta. Luottoluokituksen määrittämisessä käytetään pääsääntöisesti suhteellisen kannattavuuden mittareita. Pääoman tuottoprosentit ovat olleet paljon käytössä aikaisemmissa tutkimuksissa (katso liite 4). Tässä tutkielmassa esitellyissä tutkimuksissa seitsemässä on käytetty koko pääoman tuottoprosenttia (ROA) kannattavuuden mittaamisessa. Gonis (2012) käyttää kannattavuuden mittarina koko pääoman tuottoprosenttia ja hänen tutkimuksestaan käy ilmi, että se on merkitsevä tunnusluku luottoluokituksen määrittämisessä. Van Laere & Baesens (2010) toivat esiin koko pääoman tuottoprosentin merkitsevyyden 5 prosentin tarkkuudella. Myös hiukan vanhemmissa tutkimuksissa, Pinches ja Mingo (1973) sekä Kaplan ja Urwitz (1979) tuodaan esiin koko pääoman tuottoprosentin merkitsevä vaikutus luokituksiin.

Näillä tutkimuksilla perustellaan hypoteesia:

H1: Koko pääoman tuotto prosentti on merkitsevä tunnusluku luottoluokituksen määrittämisessä

4.2.2. Vakavaraisuus

Aikaisempien tutkimusten perusteella vakavaraisuuden tunnusluvuilla on vahva yhteys yrityksen luottokelpoisuuteen. Vakavaraisuus voidaan jakaa sekä staattiseen että dynaamiseen vakavaraisuuteen. Staattinen vakavaraisuus kuvaa yrityksen rahoitusrakennetta ja on sitä parempi mitä enemmän yrityksellä on omaa pääomaa. Sitä voidaan kuvata esimerkiksi omavaraisuusasteella tai velkaisuusasteella. Amato & Furfine (2004: 2649) mainitsevat, että velkaisuusaste on yrityksen velkapakotteiden suuruuden suora mittari. Useimmissa tässä tutkielmassa esitetyissä tutkimuksissa yhtenä luottoriskin kriteerinä on käytetty velkaisuusastetta (Gonis 2012; Nikolic ym. 2013; Van Laere ym. 2010; Prihti 1975). Goniksen (2012), kuten myös Van Laere & Baesensin (2010) mukaan velan määrällä on selvästi merkitystä luottoluokituksen määrittämiseen.

Toinen suosittu tunnusluku tutkimusten keskuudessa on ollut velan suhde omaan pääomaan (gearing). Sitä ovat käyttäneet muun muassa Gonis (2012) sekä Doumpos ja Pasiouras (2004). Myös Altman ja Rijken (2004) käyttävät tutkimuksissaan vakavaraisuuden mittaamisessa oman ja vieraan pääoman suhdetta, joka oli heidän tutkimuksissaan voimakkain selittäjä kaikista tunnusluvuista. Amato & Furfine (2004) käyttivät tutkimuksissaan sekä velkaisuusastetta että gearingia, ja havaitsivat molempien tunnuslukujen merkitsevyyden yhden prosentin tarkkuudella.

Näillä tutkimuksilla perustellaan hypoteeseja:

H2: Velkaisuusaste on merkitsevä tunnusluku luottoluokituksen määrittämisessä

H3: Gearing on merkitsevä tunnusluku luottoluokituksen määrittämisessä

4.2.3. Maksuvalmius

Maksuvalmiudella ja luottokelpoisuudella on aikaisemmissa tutkimuksissa havaittu olevan keskinäinen riippuvuus. Maksuvalmius tarkoittaa yrityksen kykyä hoitaa kaikki maksunsa ajallaan ja edullisimmalla mahdollisella tavalla. Maksuvalmius voidaan jakaa staattiseen ja dynaamiseen maksuvalmiuteen. Staattinen maksuvalmius kuvaa yrityksen maksukykyä sen likvidoidessa varansa. Tätä kuvaavat mm. current ratio ja quick ratio (YTN 2005:66). Muun muassa Beaver (1966) ja Doumplos ja Pasiouras (2004) käyttivät current ratiota tutkimuksessaan. Se ei kuitenkaan vaikuttanut olevan merkitsevä tunnusluku näissä tutkimuksissa. Tätä vastoin Gonis (2012) havaitsi current ration merkitsevyyden omassa tutkimuksessaan.

Dynaaminen maksuvalmius kuvaa yrityksen tulorahoituksen riittävyyttä sen toiminnan jatkuessa (YTN 2005:66). Dynaamista maksuvalmiutta on käytetty tutkimuksissa paljon. Rahoitustuloksen suhde vieraaseen pääomaan on yksi käytetyimmistä tunnusluvuista. Nikolic ym. (2013) käyttivät tutkimuksessaan tätä tunnuslukua ja se valikoitui lopulliseen malliin, joka parhaiten selittää luokituksia. Tämä tunnusluku kuitenkin korreloi vahvasti ROA:n kanssa, joten se jätetään tämän tutkimuksen mallista pois. Toinen tutkimuksissa usein esiintyvä dynaaminen maksuvalmiuden tunnusluku on korkokulujen hoitokate. Sitä käyttävät tutkimuksessaan muun muassa Amato & Furfine (2004) sekä Gonis ym. (2012). Kaplan ja Urwitz (1979) tulivat taas siihen tulokseen, että korkokulujen hoitokate ei tuo lisäinformaatiota luokitusten määrittämiseen.

Näillä tutkimuksilla perustellaan hypoteeseja:

H4: Current ratio on merkitsevä tunnusluku luottoluokituksen määrittämisessä.

H5: Korkokulujen hoitokate on merkitsevä tunnusluku luottoluokituksen määrittämisessä.

4.2.4. Yrityksen koko

Amato ja Furfine (2004) käyttävät tutkimuksessaan yhtenä liiketoimintariskin mittarina yrityksen kokoa. Heidän mukaansa suuremmilla yrityksillä on tunnistettavammat tuotteet ja ne ovat monipuolisempia, joten ne ovat vähemmän riskisiä. Tutkimuksessaan he mittaavat yrityksen kokoa todellisella pääoman markkina-arvolla sekä taseen

loppusummalla. Myös Blume ym. (1998) toteavat tutkimuksessaan, että suurten yritysten tunnusluvut ovat informatiivisempia, joten myös se puoltaa kokotekijän huomioon ottamista. Estrella ym. (2000) toteavat, että jos lakisääteinen ympäristö ohjaa yritystä konkurssin suuntaan, niin silloin pienet yritykset ovat haavoittuvaisempia. He kuitenkin huomauttavat, että kun epämääräisten varojen osuus otetaan huomioon, kokoefekti ei ole niin selkeä, sillä keskikokoiset ja suuret yritykset altistuvat helpommin maksuviiveille kuin konkurssille. Tämä kaventaa pienten ja suurten yritysten välistä eroa.

Näillä tutkimuksilla perustellaan hypoteesia:

H6: Yrityksen koolla ja luottoluokituksella on positiivinen riippuvuus

4.2.5. Kritiikki tunnuslukuja kohtaan

Balcaen ja Ooghe (2006) ovat koonneet yhteen ongelmia, joita he ovat havainneet aikaisemmissa tutkimuksissa yrityksen arvioinnissa tunnuslukujen perusteella.

Ensimmäinen ongelma on tilinpäätöksen julkaisemisen rajallisuus, joka riippuu yrityskoosta tai -tyypistä. Useimmissa tutkimuksissa yritysotokset kohdistuvat suuriin yrityksiin, joiden tilinpäätöstiedot ovat helposti saatavilla. Toiseksi tutkimuksissa oletetaan, että tilinpäätöstiedot antavat riittävän ja virheettömän kuvan yrityksen taloudellisesta tilanteesta. Yrityksillä on kuitenkin mahdollisuus käyttää luovaa kirjanpitoa näyttääkseen haluamaansa tulosta. On myös tutkimuksia siitä että tällainen toiminta lisääntyy, mikäli yritys joutuu taloudellisesti vaikeuksiin. Myös sisäisen valvonnan puute, etenkin pienimmissä yrityksissä, saattaa olla puutteellista, mikä heikentää luotettavuutta tilinpäätöstietoihin tiedonlähteenä. (Balcaen & Ooghe 2006.)

Kolmanneksi yrityksen epäonnistumista mittaavat mallit, jotka perustuvat vuosittaisiin tilinpäätöstietoihin kärsivät äärisuhdearvoista, virheistä sekä puuttuvista arvoista. Kun ääriarvoja esiintyy otoksissa, ne mahdollisesti vääristävät laskelmissa käytettäviä kertoimia huomattavasti. Useista tilinpäätöksistä puuttuu tiettyjä arvoja, joita käytetään arvioinnissa ja näiden puutteellisuuden vuoksi nämä yritykset poistetaan otoksesta kokonaan. Tästä aiheutuu myös kritiikki otoksen sattumanvaraisuutta kohtaan.

Neljäs ongelma liittyy lyhyen aikavälin luokituksiin ja niiden arviointiin. Usein yrityksen ollessa kriisitilanteessa se jättää tilinpäätöksen joko kokonaan julkaisematta,

tai sen julkaiseminen viivästyy. Monet yritykset lopettavat tilinpäätöksen julkaisemisen muutamaa vuotta ennen konkurssia. Tämä tekee yrityksen arvioinnin mahdottomaksi. (Balcaen & Ooghe 2006.)

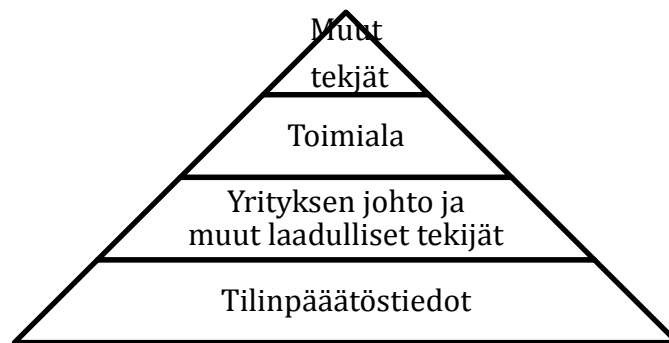
Viimeisenä kommenttina tutkijat mainitsevat, että tunnuslukuihin perustuvat mallit olettavat, että kaikki oleellinen tieto heijastuu tunnuslukujen kautta. Näin asia ei kuitenkaan ole, sillä yritystä ei pystytä arvioimaan täydellisesti pelkkien tunnuslukujen perusteella. Ne kuitenkin ovat objektiivisin lähestymistapa yritysarviointiin (Balcaen & Ooghe 2006). Argenti (1976: 138) mainitsee tutkimuksessaan: ”vaikka taloudelliset tunnusluvut näyttäisivätkin, että jokin on pielessä, ei kukaan uskaltaisi ennustaa yrityksen kaatumista tai epäonnistumista pelkkien tunnuslukujen perusteella.”

4.3. Kokonaisvaltaisen luottoluokituksen ja tilinpäätösanalyysin erot

Kattavaan yrityksen luottoluokitukseen tarvitaan yrityksestä kaikki mahdollinen tieto (Hyvärinen, 1995: 21). Luottoluokituslaitokset käyttävät sekä määrällisiä että laadullisia tekijöitä määritellään yrityksen luokitusta. Informaatio, jolla luokitukset tehdään, kerätään usein sekä julkisista lähteistä, kuten tilinpäätöstiedoista että yksityisistä lähteistä, kuten yritysjohtolta (Adams ym. 2003: 541).

Pisteytysmallit ovat yksinkertaisimpia muotoja luottoluokituksen määrittämisessä. Tilinpäätösanalyysiin pohjautuvat mallit perustuvat matemaattisiin ja tilastollisiin tekniikoihin (De Servigny & Renault 2004: 67). Kvantitatiiviset mallit mahdollistavat tehokkuuden parantamisen tuottamalla luottoarvioinnin vähemmällä ajankäytöllä ja pienemmillä kustannuksilla (Abdou 2011: 5). Allen (1995) mainitsee, että pienten yritysten lainanhyväksymisprosessi on lyhentynyt tilastollisten mallien ansiosta kahdesta viikosta 12 tuntiin.

Crouhyn ym. (2001) tutkimuksessa tuodaan hyvin esiin pelkän tilinpäätösanalyysin ominaisuudet suhteutettuna kokonaisvaltaiseen analyysiin. He kuvailevat ymmärrettävästi, kuinka kokonaisvaltaisen luokituksen voi rakentaa. He muodostavat tutkimuksessaan luokitussysteemin niin, että analyysin peruselementtinä ovat taloudelliset tekijät. Tämän jälkeen he lisäävät kerroksittain analyysin laadullisia tekijöitä, joista lopulta syntyy kokonaisvaltainen analyysi yrityksestä. Mallin rakentamista on havainnollistettu kuviolla 2.



Kuvio 2. Luottoluokituksen määrittämisen rakenne. (Crouhy 2001)

Ensimmäisellä tasolla ovat siis tilinpäätöstiedot, jonka tarkoituksena on kuvailla yrityksen taloudellista tilaa. Analyysin tekijä voi esimerkiksi tutkia tilinpäätösraportteja määrittääkseen, ovatko yrityksen tulos ja kassavirrat riittävällä tasolla velkakulujen kattamiseen. Analyytikon tulee määrittää taso, jolla nämä tekijät ovat riittävällä tasolla ja vakaita. Luokituksen laatijan tulee myös tutkia yrityksen varojen laatu ja varmistaa että yrityksellä on tarpeeksi likvidejä varoja. Näiden lisäksi tulee määrittää yrityksen velkaantuneisuus, josta riippuu millaisille lainamarkkinoille se pääsee ja riittääkö yrityksen joustavuus lainojen hoitoon. Avaintekijä luokituksen arvioinnissa on ottaa huomioon, että luokituksen tulee heijastaa yrityksen asemaa ja toimintaa sekä sen kykyä toimia heikentyneessä tilanteessa. (Crouhy ym. 2001.)

Tutkijat jakavat taloudellisen arvion kolmeen alajoukkoon: (1) tuloihin ja kassavirtaan, (2) varojen arvostukseen, likviditeettiin ja velkaisuuteen sekä (3) taloudelliseen kokoon, joustavuuteen ja velkankantokykyyn. Ensimmäistä joukkoa voidaan kuvata esimerkiksi korkokulujen hoitokatteella, toista joukkoa current ratiolla ja kolmatta joukkoa velkaisuusasteella. Joissakin tapauksissa ja toimialasta riippuen näitä kolmea tekijää tulee painottaa eri tavoin kokonaisarviota määritettäessä. Painottamisessa tulee esiin analysoijan henkilökohtainen arvio, mutta sitä voidaan lieventää tutkimalla samalla toimialalla toimivia muita yrityksiä. (Crouhy ym. 2001.)

Arvioitaessa tuloja ja kassavirtaa tärkeintä on huomioida viimeisen vuoden tulokset, joita tulee verrata muutaman edellisen vuoden tuloksiin. Kun arvioidaan yrityksiä, jotka toimivat syklisillä toimialoilla, tulisi positiivisen periodin aiheuttama vahva liiketoiminta kompensoida alaspäin ja päinvastoin huonon periodin aikana. Liitteessä 3 esitellään yksinkertainen yrityksen arviointiraportti, josta ilmenee pääpiirteittäin

taloudellisen analyysin pohja luottoluokitukselle. Raportti on jaettu kolmeen osaan taseeseen, tuloslaskelmaan ja tunnuslukuihin. Kyseisen raportin avulla luottoanalyttikko pystyy antamaan nopean arvion yrityksen tilasta. (Crouhy ym. 2001.)

Toisella tasolla tutkijat lisäävät analyysiin muun muassa johdon arvioinnin ja muita laadullisia lisätekijöitä. Toisen tason arvioimisen tyypilliseen lähestymiseen kuuluu yrityksen päivittäisten toimintojen seuraaminen, johdon yleistä arviointia, yrityksen ulkoisten tekijöiden arviointia sekä piilevien vastuusitoumusten tutkimista. Päivittäisiä taloudellisia toimintoja arvioitaessa analyytikon tulee kysyä hyvin aseteltuja kysymyksiä: onko taloudellinen raportointi oikea-aikaista ja laadukasta? onko luottorajat ja -ehdot kunnossa? Johtoon liittyen tulee tutkia, onko sen kompetenssi riittävä suhteessa liiketoiminnan kokoon ja minkälainen kokemus sillä yleisesti on. Näiden lisäksi tulee ottaa huomioon tulevaisuuteen mahdollisesti vaikuttavat tekijät. (Crouhy ym. 2001.)

Kolmannella tasolla Crouhyn ym. (2001) mukaan tulee huomioida toimialan vaikutus ja yrityksen asema omalla toimialallaan. Ensiksi tutkijat muodostavat toimialakohtaisen luokituksen, jossa he ottavat huomioon muun muassa kilpailukyvyn, kaupan- käyntiympäristön, lainsäädännön, pitkän ajan trendit sekä makroekonomiset tekijät. Tämän jälkeen arvioidaan luokiteltavan yrityksen asemaa markkinoilla, joka on tärkeä tekijä etenkin laskusuhdanteessa. Yrityksen aseman arvioinnissa voi käyttää samoja kriteereitä kuin toimialan arvioinnissa ja suhteuttaa nämä kilpaileviin yrityksiin. Lopulta toimialaluokitus ja yrityksen asema markkinoilla tulee yhdistää yhdeksi mittariksi.

Edellä mainittujen tasojen lisäksi tutkijat lisäävät muutamia, riskiluokitukseen vaikuttavia tekijöitä, kuten maakohtainen riski, yrityksellä olevan takaajan vaikutus ja niin edelleen. Nämä eivät kuitenkaan vaikuta kaikkien yritysten riskiarviointiin. (Crouhy ym. 2001.)

Yrityksen kattavassa analysoinnissa painopiste on yrityksen reaali prosesseissa, jotka sisältävät yrityksen menestymisen syyt. Tilinpäätösanalyysi taas kuvastaa yrityksen rahaprosessia, joka kuvaa seurauksia, jotka näkyvät tilinpäätöslaskelmissa (Laitinen 1986). Tilinpäätöstietoihin perustuvassa analyysissä tietojen oikeellisuus on ehdottoman tärkeää. Crouhy ym. (2001: 79) toteavat, että luokitusanalyysin tekijän tulee olla luottavainen, että tilinpäätös antaa oikeat ja riittävät tiedot yrityksen tilasta, jolloin tulee kiinnittää huomiota yrityksen tilintarkastuksen oikeellisuuteen.

Frost (2007: 485) mainitsee, että tilastolliset mallit ja luokituslaitosten tekemät luokitukset eroavat monella tavalla toisistaan. Erityisesti niiden aikahorisontti ja luokitusten volatilitteetti ovat erilaisia. Volatilitteetista samaa mieltä ovat myös De Servigny ja Renault (2004: 41). Vaikka luokituslaitokset käyttävät laajasti tilastollisia menetelmiä, niiden vahva luottamus henkilökohtaiseen harkintaan korostuu, kun tapahtuu odottamattomia ja ennalta arvaamattomia asioita. S&P:llä ei ole vakituista sääntöä mitä kriteereitä he käyttävät, vaan omien sanojensa mukaan: ”subjektiivisuus on jokaisen luokituksen ydin” (S&P 2013 b).

Suurin eroavaisuus kattavan luottoluokituksen ja tilinpäätösanalyysin kohdalla on laadullisten tekijöiden käyttö (Crouhy ym. 2001). Brunner ym. (2000) tutkivat kolmen saksalaispankin avulla luottoluokituksen määräytymistä. Erityisesti heidän tarkastelussaan on kvalitatiivisten tekijöiden vaikutus kokonaisluokitukseen. Ensiksi he määrittävät luokituksen pelkkien kvantitatiivisten tekijöiden avulla. Tämän jälkeen he vertaavat saamaansa tulosta kokonaisluokitukseen, jossa on siis mukana myös kvalitatiiviset tekijät. He eivät kuitenkaan tutkimuksessaan kerro kuinka määrällisiä ja laadullisia tekijöitä painotetaan, joten ei voida tarkasti sanoa mistä tekijöistä ne koostuvat.

Kvantitatiivisten tekijöiden tarkoitus on kuvata yrityksen taloudellista tilannetta ja se sisältää pääasiassa vain tietoa menneestä ajasta. Muut tekijät ovat luonteeltaan laadullisia eli subjektiivisia ja ne jättävät harkintavaltaa henkilölle, joka on vastuussa luokitusprosessista. Niiden avulla muodostetaan arvioita sekä yrityksen että toimialan tämän hetken ja tulevaisuuden trendeistä. Laadullisia tekijöitä ovat muun muassa toimialan yleiset näkymät, myynnin ennusteet, maksuvalmiussuunnittelu, markkinointivoima ja kaikkein tärkeimpinä johdon laatu ja jatkuvuus sekä asiakassuhteiden arviointi. Laadullisen tiedon mittaaminen perustuu osittain tai kokonaan yrityksen julkaisemattomiin ominaisuuksiin. Sitä voidaan kutsua pehmeäksi tiedoksi ja se on tulevaisuuteen katsova. Laadullisia tekijöitä käytettäessä luokituksen tekijällä on verrattain enemmän vapauksia arviota tehdessään, sillä siihen voi vaikuttaa omakohtaisella arviolla ja eikä tällaista arviota voida täysin todeta oikeaksi tai vääräksi. (Brunner ym. 2000: 5–7, 9.)

Brunner ym. (2000: 23) nostavat neljä tärkeää asiaa tutkimustuloksistaan. Ensimmäiseksi laadullisilla tekijöillä on merkittävä vaikutus luottoluokituksen määräytymiseen. Toiseksi he havaitsivat, että laadullisia ja määrällisiä tekijöitä arvostetaan eri tavalla. Heidän mukaansa laadullisia tekijöitä arvioidaan

positiivisemmin kuin määrällisiä tekijöitä ja ne tuottavat vähemmän hajontaa luokitusten välillä. Edelliseen liittyen tutkimuksessa tuodaan esiin laadullisten tekijöiden positiivinen vaikutus luokitukseen. 30 %:ssa tapauksista luokitus nousi laadullisten tekijöiden vaikutuksesta ja keskiarvoisesti 55 %:ssa kokonaisluokituksen arvo ei muuttunut laadullisten tekijöiden vaikutuksesta. Viimeisenä huomiona tutkimuksesta mainitaan, että kun laadullisilla ja määrällisillä tekijöillä on eriävät mielipiteet luokituksen positiivisesta ja negatiivisesta muutoksesta, ovat määrälliset tekijät dominoivia.

5. EMPIIRINEN ANALYYSI

Empiirisessä analyysissä tutkitaan tilastollisen menetelmän avulla luottoluokituksen määräytymistä yrityksen tunnuslukujen kautta. Luokittelevana tutkimusmenetelmänä toimii multinomiaalinen logistinen regressio. Logistisessa regressiossa tutkitaan selitettävien muuttujien vaikutusta selitettävään muuttujaan eli luottoluokitukseen. Selittävät muuttujat on valittu tutkimukseen aikaisempien alan tutkimusten perusteella.

5.1. Tutkimusaineisto ja rajaukset

Tutkimuksessa käytetään suomalaista aineistoa. Yritysten tilinpäätöstiedot on otettu Orbis-tietokannasta, josta on myös saatu tutkimukseen tarvittavat tunnusluvut. Yritysten luokitukset on saatu Suomen Asiakastieto Oy:ltä. Suomen Asiakastieto Oy käyttää luokittelussaan Rating Alfa -nimistä mittaria, joka kattaa yrityksen tunnusluvut, mutta perustietojen ja tunnuslukujen lisäksi se sisältää muun muassa yrityksen taloudellista tilaa toimialaan vertailevan tilinpäätösanalyysin, ratinghistorian, volyymiarvioinnin ja yrityksen maksutavan, taustan sekä aseman arvioinnin. Asiakastieto Oy julkaisee sivuillaan 16 tunnuslukua, joita se käyttää luokituksessaan (Asiakastieto.fi 2014). Tämän tutkimuksen tavoitteena on selvittää, voiko kuuden tunnusluvun avulla selvittää yrityksen luottokelpoisuuden. Aineiston yritykset ovat osakeyhtiöitä. Mukana on myös julkisesti noteerattuja yrityksiä. Yrityksiä aineistossa on 1382 kappaletta. Valinta on tehty sattumanvaraisesti, mutta valituista yrityksistä on pitänyt olla saatavilla tietyt, tässä tutkimuksessa tarvittavat tiedot. Aineiston rajauksen on siis vaikuttanut se, että näistä yrityksistä on ollut saatavilla tutkimuksessa käytetyt tunnusluvut:

- Koko pääoman tuottoprosentti
- Korkokulujen hoitokate
- Current ratio
- Velkaisuusaste
- Gearing
- Taseen loppusumma

Yllä olevat tunnusluvut on saatavilla 1463 yrityksestä. Aineistosta on poistettu rahoitus- ja vakuutustoiminnan alalla työskentelevät yhtiöt, koska yleisesti niiden tuloslaskelma ja tase ovat merkittävästi poikkeavat muiden toimialojen yrityksistä. Tämän jälkeen aineistosta on karsittu ne yritykset, joiden luottoluokitusta ei ollut saatavilla, joten

lopulliseen aineistoon päätyi 1382 yritystä. Aineistossa olevien yritysten luokitukset on jaettu seitsemään osaan. Ne ovat AAA, AA+, AA, A+, A, B ja C. Aineisto jaetaan estimointi- ja testiaineistoon. Estimointiaineisto kattaa noin 70 % koko aineistosta ja testiaineisto jäljelle jäävän osuuden 30 % yrityksistä.

5.2. Kuvailevat tilastotiedot muuttujista

Selitettävä muuttuja tässä tutkimuksessa on yrityksen luottoluokitus. Selittävinä tekijöinä käytetään kuutta tunnuslukua, joista yhtä on muokattu siten, että siitä muodostuu neljä erillistä muuttujaa. Yhteensä selittäviä muuttujia on siis yhdeksän kappaletta. Menetelmänä tutkimuksessa käytetään multinomiaalista logistista regressiota, sillä selitettävässä muuttujassa on enemmän kuin kaksi luokkaa.

Kategoriset eli luokitteluasteikolliset muuttujat ovat tilastoyksiköitä toisensa poissulkeviin luokkiin jakavia muuttujia. Tässä tutkimuksessa kategorisia muuttujia ovat luottoluokitukset sekä toimiala. Mitta-asteikkoja erotetaan kaksi: laatueroasteikko (toimiala) ja järjestysasteikko (luottoluokitus). Numeeristen tai kvantitatiivisten muuttujien arvot ovat suoraan havaintojentekovaiheessa numeerisia, määrää kuvaavia mittalukuja. Tässä tutkimuksessa numeeriset muuttujat eli tunnusluvut ovat suhdeasteikollisia. (Helenius & Wahlberg 2008.)

5.2.1. Selitettävä muuttuja

Selitettävä muuttuja on yrityksen luottoluokitus. Suomen Asiakastieto Oy:n luokitukset ovat kirjainmuodossa välillä AAA-C. Nämä arvot on tutkimuksessa muutettu numeroiksi 7-1. Taulukossa 3 on esitetty estimointiaineistossa mukana olevien yritysten luokitukset ja niiden jakautuminen eri luokkiin vuosittain. Taulukosta voidaan havaita joitakin muutoksia 2007–2012. Vuodesta 2007 vuoteen 2009 kolmeen suurimpaan luokitusluokkaan (AAA, AA+, AA) kuuluvien luokitusten määrä on kasvanut. Vuonna 2010 kolmeen suurimpaan luokkaan kuuluvia luokituksia oli taas vähemmän ja ne kasvoivat vuoteen 2011. Suuri pudotus hyvien luokitusten määrässä nähdään vuonna 2012, jolloin hyviin luokituksiin kuului 13,5 % vähemmän kuin aikaisempaan vuonna. Vastakkaiset muutokset voidaan havaita alimmissa luokitusluokissa.

Taulukko 3. Luokitusten jakautuminen.

Luokitus	2012	2011	2010	2009	2008	2007
AAA (7)	80	99	76	89	90	84
AA+ (6)	349	397	378	505	476	495
AA (5)	206	238	261	161	170	145
Sum	635	734	715	755	736	724
A+ (4)	257	184	201	161	170	172
A (3)	40	38	40	41	48	49
B (2)	32	11	12	10	9	22
C (1)	10	7	6	7	11	7
Sum	339	240	259	219	238	250
Yhteensä	974	974	974	974	974	974

5.2.2. Selittävät muuttujat

Tutkimukseen on valittu selittäviksi tekijöiksi kuusi tunnuslukua, joita on eniten käytetty aikaisemmissa tutkimuksissa (kts. Liite 4). Suomen Asiakastieto Oy laskee luokitettavalle yritykselle vuosittaiset tunnusluvut (Asiakastieto.fi 2014). Tästä syystä tässä tutkimuksessa luottoluokituksen ennustamiseen käytetään edellisen vuoden tilinpäätöksen tunnuslukuja. Osaa tunnusluvuista on muokattu siten, että ne jakautuvat normaalimmin ja tulosta heikentäviä ääriarvoja on saatu vähennettyä. Taulukossa 4 on esitelty kuvailevaa tietoa selittävistä muuttujista. Taulukossa on esitelty selittävien muuttujien lukumäärä, keskiarvo, keskihajonta sekä minimi- ja maksimiarvot. Taulukossa on esitetty alkuperäisen muokkaamattoman estimointiaineiston tiedot vuodelta 2011.

Taulukko 4. Kuvailevat tiedot selittävistä muuttujista.

Selittävät muuttujat 2011 (Estimointiaineisto)					
	Keskiarvo	Mediaani	Keskihajonta	Minimi	Maksimi
ROA	3,80	2,64	6,21	-22,98	44,22
Interest Cover	8,70	3,35	33,69	-53,51	749,75
Current ratio	1,26	1,19	0,67	0,01	6,35
Solvency ratio	0,73	0,73	0,10	0,41	0,96
Gearing	185,23	139,14	156,46	0,00	955,26
Total assets (th)	114 177,3	2560,0	834 089,4	146,7	16 819 535,7

Kannattavuus, *Hypoteesi 1*

Yrityksen kannattavuutta kuvataan koko pääoman tuotto prosentilla (kaava 2). Tunnusluku on otettu Orbis-tietokannasta ja se on laskettu nettotuloksen suhteena koko pääomaan.

$$(2) \quad \frac{\text{Nettotulos}}{\text{Koko pääoma}} = \text{Koko pääoman tuottoaste}$$

Vakavaraisuus, *Hypoteesi 2 ja Hypoteesi 3*

Yrityksen vakavaraisuutta kuvataan velkaisuusasteella (kaava 3) sekä gearingilla (kaava 4). Tunnusluvut kertovat velan määrästä taseessa. Tunnusluvut on otettu Orbis-tietokannasta. Velkaisuusaste lasketaan vieraan pääoman suhteena koko pääomaan ja gearing oman pääoman suhteena vieraaseen pääomaan.

$$(3) \quad \frac{\text{Vieras pääoma}}{\text{Koko pääoma}} = \text{Velkaisuusaste}$$

$$(4) \quad \frac{\text{Oma pääoma}}{\text{Vieras pääoma}} = \text{Gearing}$$

Maksuvalmius, *Hypoteesi 4 ja Hypoteesi 5*

Maksuvalmiutta kuvataan kahdella tunnusluvulla: Current ratiolla (kaava 5) sekä korkokulujen hoitokatteella (kaava 6). Current ratio lasketaan lyhytaikaiset varat suhteessa lyhytaikaisiin velkoihin. Korkokulujen hoitokate on Orbis-tietokannan mukaan laskettu liiketuloksen suhteena korkokuluihin.

$$(5) \quad \frac{\text{Lyhytaikaiset varat}}{\text{Lyhytaikaiset velat}} = \text{Current ratio}$$

$$(6) \quad \frac{\text{Liiketulos}}{\text{Korkokulut}} = \text{Korkokulujen hoitokate}$$

Yrityksen koko, *Hypoteesi 6*

Yrityksen koon kuvaamisessa käytetään taseen loppusummaa. Yrityksen taseen loppusummasta on otettu luonnollinen logaritmi ja sitä käytetään tilastollisessa päättelyssä. Taseen loppusumman jakauma on positiivisesti vino ja luonnollisella logaritmillä on tarkoitus muuttaa muuttujan jakaumaa normaalimmaksi (Meyers, Gamst & Guarino 2009: 136).

Selittäviä muuttujia on muokattu jonkin verran. Interest coverage -tunnuslukuun eli korkokulujen hoitokatteeseen on tehty kaikista selittävistä tekijöistä suurimmat muutokset. Muutokset ovat samat, mitä on tehty aikasemmissa tutkimuksissa (Gonis 2012; Blume ym. 1998). Ensiksikin tunnusluvusta on muutettu kaikki negatiiviset arvot arvoksi nolla. Tämä johtuu siitä, että liikutuloksen kasvulla tulisi olla positiivinen vaikutus luottoluokituksen paranemiseen. Lisäksi, jos liikutulos on positiivinen, niin korkokulujen alenemisella tulisi myös olla positiivinen vaikutus luokitukseen. Kuitenkin, jos liikutulos on negatiivinen, niin korkokulujen vähenemisellä on negatiivinen vaikutus tunnuslukuun. Tämä antaisi virheellisen kuvan tunnusluvusta.

Toiseksi, liikutuloksen kasvun vaikutus suhteessa korkokuluihin on melko pieni, kun on kyseessä tunnusluvun suuret positiiviset arvot. Sen vuoksi kaikki arvot, jotka ylittävät 100 muutetaan arvoksi 100. Tämän jälkeen luodaan neljä uutta muuttujaa (C1, C2, C3, C4), jotka kuvaavat korkokulujen hoitokattea, niin että jakauma on normaalimpi. Muutos on esitetty taulukossa 5.

Taulukko 5. Korkokulujen hoitokate -muuttujaan tehty muutos. C kuvaa korkokulujen hoitokatteen alkuperäistä arvoa ja C1, C2, C3, C4 kuvaavat uusia muuttujia.

	C1	C2	C3	C4
$C = [0,5]$	C	0	0	0
$C = [5,10]$	5	C - 5	0	0
$C = [10,20]$	5	5	C - 10	0
$C = [20,100]$	5	5	10	C - 20

Toinen muutos on tehty yrityksen taseen loppusummaan, josta on otettu luonnollinen logaritmi ja sitä käytetään tilastollisessa päättelyssä. Logaritmillä on tarkoitus parantaa mallin jakaumaa ja selitysasetta. Luonnollisella logaritmillä poistetaan poikkeavien havaintojen mahdollista negatiivista vaikutusta.

Aineistosta poistettiin joitakin yrityksiä kokonaan, johtuen niiden poikkeavista havainnoista. Poikkeaviin havaintoihin ei löytynyt mitään järkevää selitystä, joten ne poistettiin. Neljä yritystä poistettiin aineistosta niiden current ratio -tunnusluvun poikkeavuuden takia sekä yksi yritys velkaisuusasteen poikkeavan havainnon vuoksi.

Aineistossa on joitakin tunnuslukuja, joiden arvo on nolla. Nämä eivät ole tyhjiä arvoja, vaan todellisuudessa tunnusluvun arvo on nolla. Tämä on tarkistettu niiden yritysten tilinpäätöstiedoista, jotka ovat olleet saatavilla internetistä.

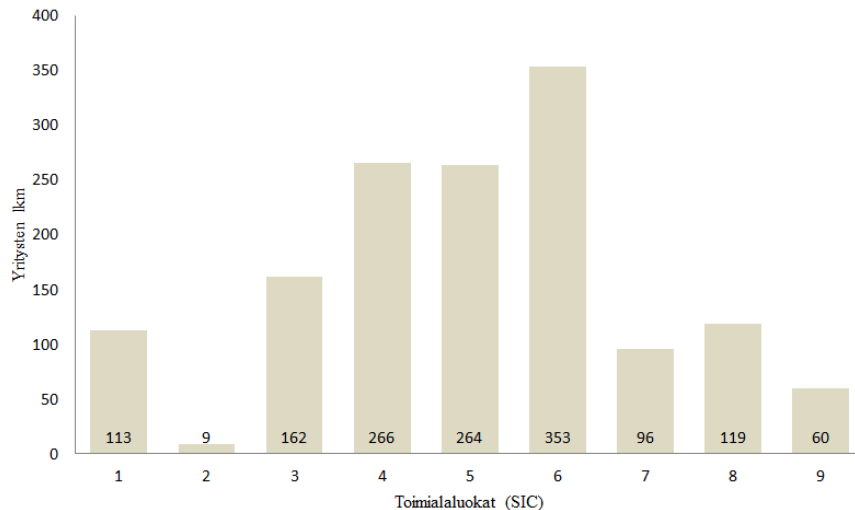
Taulukko 6. Kuvailevat tiedot muokatuista selittävistä muuttujista.

Muokatut selittävät muuttujat 2011					
	Keskiarvo	Mediaani	Keskihajonta	Minimi	Maksimi
ROA	3,80	2,64	6,21	-22,98	44,22
Current ratio	1,26	1,20	0,67	0,01	6,35
Solvency ratio	0,73	0,73	0,10	0,41	0,96
Gearing	185,23	139,14	156,46	0,00	955,26
Total assets (log)	8,37	7,85	1,85	4,99	16,64
IC1	3,04	3,35	1,92	0,00	5,00
IC2	1,35	0,00	2,05	0,00	5,00
IC3	1,18	0,00	2,97	0,00	10,00
IC4	2,02	0,00	10,28	0,00	80,00

Tässä tutkimuksessa on haluttu huomioida toimialan vaikutus luottoluokituksen määrittämiseen tai tarkemmin sanottuna toimialan vaikutus tunnuslukuihin. Yrityksen tunnuslukuja on mielekästä vertailla oman toimialan keskiarvoon tai muihin samalla toimialalla toimiviin yrityksiin (Barnes 1987). Eri toimialoilla toimivilla yrityksillä voi olla erilaiset painoarvot eri tunnusluvuissa. Tämän vuoksi halutaan testata onko toimialaan jakautumisella vaikutusta luokittelussa.

Toimialajako on tehty SIC-koodiin perustuen. Se luokittelee yritykset kymmeneen toimialaluokkaan. Tukku- ja vähittäiskauppa on yhdistetty yhdeksi toimialaksi niiden erottelamisen hankaluuden vuoksi. Luokat ovat: 1) Maatalous, metsätalous ja kalastus 2) Kaivostoiminta 3) Rakentaminen 4) Valmistus ja tuotanto 5) Kuljetus ja julkiset

palvelut 6) Tukku- ja vähittäiskauppa 7) Rahoitus-, vakuutus- ja kiinteistötoiminta 8) Palvelut 9) Julkinen hallinto. Kuviossa 3 on kuvattu yritysten jakautuminen eri toimialoittain.



Kuvio 3. Yritysten jakautuminen toimialoittain.

5.3. Tutkimusmenetelmät

Tilastollinen analyysi toteutetaan SAS – Enterprise Guide -ohjelmalla. Ensiksi tutkitaan tunnuslukujen korrelaatiot, jonka jälkeen varsinainen tutkimus toteutetaan ordinaalisella logistisella regressioanalyysillä. Korrelaatioanalyysin avulla on tarkoitus varmistaa logistisen regression oikeellisuus.

5.3.1. Korrelaatioanalyysi

Korrelaatioanalyysin tarkoituksena on mitata lineaarista riippuvuutta kahden muuttujan välillä. Tätä riippuvuuden vahvuutta mitataan korrelaatiokerroimen avulla (Gujarati 2003). Korrelaatiokerroin voi saada arvoja -1 – 1 . Mitä lähempänä kerroin on nollaa, sitä riippumattomampia muuttujat ovat toisistaan. Korrelaatio voi olla sekä positiivista, että negatiivista. Mitä lähempänä ollaan 1 , sitä suurempi positiivinen korrelaatio muuttujien välillä on ja vastaavasti toisinpäin, mitä lähempänä ollaan -1 , sitä suurempi on negatiivinen korrelaatio (Metsämuuronen 2009: 370). Tässä tutkimuksessa

korrelaatioanalyysi tehdään siksi, että voidaan havaita, esiintyykö muuttujien välillä multikollineaarisuutta.

5.3.2. Logistinen regressioanalyysi

Logistisen regressioanalyysin avulla on tarkoitus löytää useiden selittäjien joukosta merkitsevimmät muuttujat, jotka voivat selittää ilmiötä ja siinä tapahtuvaa vaihtelua tilanteessa, missä selitettävä muuttuja on luokittelumuuttuja. Logistinen regressioanalyysi soveltuu mallintamisen lisäksi myös havaintojen ennustamiseen. Tässä tutkimuksessa mielenkiinto keskittyy yrityksen luottoluokituksen ennustamiseen. Regressioanalyysillä voidaan etsiä suuren muuttujajoukon sisältä niitä tekijöitä, jotka yhdessä kykenevät selittämään jotakin muuttujaa. Tämä on jo aikaisempien tutkimusten perusteella tehty ja tässä tutkimuksessa menetelmää käytetään tulkitsemaan jo aikaisemmin tärkeiksi tiedettyjen muuttujien osuutta selittävinä tekijöinä. (Metsämuuronen 2009: 743.)

Ordinaalinen logistinen regressioanalyysi on tavallisen logistisen regressioanalyysin muunnelma, jossa selitettävä muuttuja voi saada useampia arvoja kuin kaksi ja arvot ovat ordinaaliasteikolla. Se on tähän tutkimukseen sopiva menetelmä, sillä siinä ei tarvitse tehdä oletusta selittäjien normaalisuudesta. Tämän lisäksi selittäjien ei tarvitse olla toisistaan lineaarisesti riippuvia, eikä tutkittavissa ryhmissä varianssien tarvitse olla yhtä suuret. Yhdeksi regressioanalyysin ongelmaksi on sanottu sitä, että välttämättä mikään teoreettinen syy ei kerro, mitkä ovat ne tekijät, joilla pitäisi selittää ilmiötä. Tässä tutkimuksessa ei ole tarkoitus selittää ilmiötä, vaan etsiä riippuvuussuhteita. Otoksoon merkitys on tärkeä logistisessa regressioanalyysissä, sillä liian pienellä otoksella ei välttämättä synny risteäviä havaintoja. Tämän vuoksi otoskoko on pyritty tässä tutkimuksessa pitämään mahdollisimman suurena. (Metsämuuronen 2009.)

Logistisessa regressioanalyysissä oletetaan, että selittävien muuttujien ja selitettävän muuttujan logit-muunnoksen välillä on lineaarinen yhteys. Logit-muunnos, jonka malli tekee, on seuraava:

Logistisessa regressioanalyysissä ennustearvo on muotoa

$$(7) \quad \hat{Y} = \frac{e^z}{1 + e^z}$$

jossa:

e = on luonnollisen logaritmin kantaluku eli Neperin luku

\hat{Y} = selitettävä muuttuja.

Kaavassa (8) on z-arvon muodostaminen, joka on tavallisen lineaarisen regression yhtälö:

$$(8) \quad z = A + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_i X_i$$

jossa:

A = vakio (intercept)

$X_1 - X_i$ = selittävät muuttujat

$\beta_1 - \beta_i$ = muuttujien painokertoimet

Ennustearvosta voidaan muodostaa niin sanottu vedonlyöntisuhde (Odds): $\hat{Y}/(1-\hat{Y})$ eli tapahtuman todennäköisyyden suhde siihen, että kuuluu johonkin luokkaan. Tämän vedonlyöntisuhteen luonnollinen logaritmi on

$$(9) \quad \ln[\hat{Y}/(1-\hat{Y})] = A + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_i X_i,$$

ja sitä nimitetään nimellä logit. Selittävien muuttujien tulee olla lineaarisessa yhteydessä tähän muunnokseen, jotta malli ylipäänsä syntyy (Tabachnick & Fidell 2007: 438).

5.3.3. Multikollineaarisuus sekä poikkeavat havainnot

Logistinen regressioanalyysi on herkkä multikollineaarisuudelle. Liian suuret selittävien muuttujien väliset korrelaatiot aiheuttavat multikollineaarisuutta. Multikollineaarisuus saattaa syntyä siten, että muuttujien joukossa on kaksi lähes samaa asiaa mittaavaa testiä tai tunnuslukua. Jos kaksi toisiinsa voimakkaasti korreloitunutta muuttujaa tulevat mukaan malliin, toinen muuttujista on turha, eikä tuo malliin lisää selitysasetta (Metsämuuronen 2009: 745). Multikollineaarisuus voi antaa malleja, joissa muuttujat eivät ole merkitseviä, vaikka mallin selitysasaste olisi korkea. Se voi myös tehdä muuttujien arvoista 'väärän merkisiä' ja aiheuttaa tilanteita, joissa pienet muutokset aineistossa aiheuttavat suuria muutoksia tuloksissa. Multikollineaarisuutta voidaan tutkia muun muassa *VIF* (Variance Inflation Factor) tai *Tolerance* -mittareilla (O'Brien 2007).

Logistinen regressioanalyysi on myös herkkä sille, jos aineistossa on paljon poikkeavia havaintoja (outliers). Poikkeavilla havainnolla on muun muassa merkitystä muuttujien välisiin korrelaatiokertoimiin. Ne saattavat aiheuttaa suuren korrelaation, vaikka todellisuudessa korrelaatiota ei olisikaan, tai ne voivat pienentää todellista korrelaatiota. Poikkeavien havaintojen huomioonottaminen takaa sen, että analyysin tulos on oikea ja tarkka (Metsämuuronen 2009: 754).

6. TUTKIMUSTULOKSET JA NIIDEN TULKINTA

6.2. Korrelaatiokertoimet

Korrelaatioita testattaessa ensimmäisen kerran, huomattiin erittäin vahva korrelaatio tunnuslukujen ROA sekä rahoitustulos/vieras pääoma välillä. Tämän vuoksi rahoitustulos/vieras pääoma -tunnusluku päätettiin jättää lopullisen mallin ulkopuolelle, sillä vahvasti keskenään korreloivista muuttujista toinen ei tuo lisäarvoa tutkimukseen. Muuttujien välistä korrelaatiota testataan tässä tutkimuksessa Pearsonin korrelaatiokertoimella, joka on käytetyin korrelaatiota kuvaava tunnusluku.

Taulukossa 7 on esitetty selittävien muuttujien välinen korrelaatio. Korrelaatiota testattiin siksi, että voidaan välttää mahdollinen multikollinearisuus logistisessa regressioanalyysissä. Vahvin korrelaatio esiintyy muuttujien gearing sekä velkaisuusaste välillä. Tämä positiivinen korrelaatio on 0,68. Tulos on ymmärrettävä, sillä molemmat muuttujat kuvaavat pääoman rakennetta, mutta vain hiukan eri näkökulmista. Toinen kohtalainen positiivinen korrelaatio nähdään koko pääoman tuottoasteen sekä korkokulujen hoitokatteen välillä (0,51). Muutoin taulukosta voidaan havaita heikkoa korrelaatiota muuttujien kesken.

Taulukko 7. Muuttujien välinen korrelaatio.

Pearson Correlation coefficient N=974						
	ROA	Korkokulujen hoitokate	Current ratio	Velkaisuusaste	Gearing	Taseen loppusumma
ROA	1	0,51075	0,14287	-0,3687	-0,30858	-0,12969
Korkokulujen hoitokate	0,51075	1	0,09686	-0,25784	-0,30613	-0,0038
Current ratio	0,14287	0,09686	1	-0,20404	-0,08779	0,01284
Velkaisuusaste	-0,3687	-0,25784	-0,20404	1	0,67885	-0,05471
Gearing	-0,30858	-0,30613	-0,08779	0,67885	1	0,05951
Taseen loppusumma	-0,12969	-0,0038	0,01284	-0,05471	0,05951	1

Taulukossa 8 on esitetty VIF (variance inflation factor) -arvot, jotka kertovat muuttujien välisestä multikollinearisuudesta. Taulukosta nähdään, että muuttujien välillä ei ole multikollinearisuutta. Mitä pienemmät arvot tunnusluku saa, sitä vähemmän multikollinearisuutta esiintyy. Peukalosääntönä VIF:in ylärajalle pidetään 10 (O'Brien 2007) ja taulukosta voidaan havaita, että muuttujien VIF-arvot ovat pääosin yhden ja kahden välillä.

Taulukko 8. Muuttujien variance inflation factor -arvot.

Variance inflation factor N=974	
Variable	VIF
Intercept	0
ROA	1,524
Korkokulujen hoitokate	1,413
Current ratio	1,056
Velkaisuusaste	2,077
Gearing	1,967
Taseen loppusumma	1,053

6.3. Logistisen regressioanalyysin tulokset

Logistinen regressioanalyysi on suoritettu tutkimuksessa kahdella tavalla, joita tässä kutsutaan pakotetuksi sekä askeltavaksi menetelmäksi. Pakotetussa mallissa kaikki tässä tutkimuksessa esitellyt tunnusluvut on otettu selittäviksi tekijöiksi. Askeltavassa menetelmässä, tarkemmin sanottuna lisäävässä menetelmässä, tilasto-ohjelma poimii malliin yksittäin mukaan ne tunnusluvut, jotka se havaitsee mallin selitysstetta parantaviksi (Metsämuuronen 2009: 749).

6.3.1. Pakotettu malli

Taulukossa 9 on näkyvillä logistisen regressioanalyysin tulokset, jossa selitettävänä muuttujana on vuoden 2012 luokitukset. Tässä mallissa on pakotettu mukaan kaikki tutkimuksessa mukana olevat selittävät muuttujat (ROA, current ratio, velkaisuusaste, gearing, korkokulujen hoitokate sekä taseen loppusumma). Niiden yhteismerkitsevyyttä kuvataan likelihood χ^2 -testin avulla. Kun kaikki tunnusluvut ovat mukana mallissa, sen p-arvo on <0,0001. Tämä tarkoittaa, että malli on tilastollisesti merkitsevä ja sillä voidaan selittää luokitusten jakautumista eri luokkiin.

Logistisen regression avulla ei voida laskea mallin todellista selitysstetta (R-square), mutta tilastollisen mallin ennustettavuuden tehokkuutta voidaan kuvata kahdella tekaistulla tunnusluvulla: R-square -arvolla tai Max-rescaled R-square (Nagelkerke) -arvolla (Meyers, Gamst & Guarino 2009: 183). Niiden arvot liikkuvat välillä 0 ja 1 ja täydellinen malli selittäisi todennäköisyydellä 1 havaitun todellisuuden

(Metsämuuronen 2009: 752). Molemmat luvut ovat melko lähellä 50 prosenttia, mutta näistä kahdesta Nagelkerken R^2 on suurempi ja sen mukaan mallin selitysaste on 49,9 %, mitä voidaan pitää melko hyvänä. Se siis tarkoittaa, että noin puolet yrityksen luokituksen arvosta voidaan selittää mallissa mukana olevien tunnuslukujen avulla. Toinen 50 % selittyy joillakin mallin ulkopuolisilla tekijöillä.

Pakotetussa mallissa yksittäiset tilastollisesti merkitsevät tunnusluvut 5 prosentin tarkkuudella ovat velkaisuusaste ($p < 0,0001$), taseen loppusumma ($p < 0,0001$) sekä korkokulujen hoitokate IC1 ($p = 0,0032$). ROA ($p = 0,4960$), current ratio ($p = 0,1574$) sekä gearing ($p = 0,7771$) eivät ole tilastollisesti merkitseviä. Selittävien tekijöiden etumerkit eivät poikkea oletetusta. ROAn, current ration, gearingin sekä taseen loppusumman etumerkit ovat positiivisia. Tämä tarkoittaa, että kun jokin näistä tunnusluvuista kasvaa tietyn verran, myös luottoluokitus muuttuu parempaan suuntaan. Velkaisuusasteen merkki on negatiivinen, eli se korreloi negatiivisesti luottoluokituksen kanssa. Korkokulujen hoitokatteessa muuttujien IC1, IC2 sekä IC3 etumerkit ovat positiivisia, mutta muuttujalla IC4 se on negatiivinen.

Aineistoa testattiin myös niin, että selittäväksi tekijäksi otettiin mukaan tunnuslukujen lisäksi toimialatekijä (ks. liite 5). Toimialan mukanaolon myötä mallin Nagelkerke-arvoksi saatiin 50,53 %, joten se parantaa kokonaismallin selitystasetta hiukan. Toimialatekijöistä *toimiala2* on ainoa tilastollisesti merkitsevä ($p = 0,0054$). Tulos on mielenkiintoinen, sillä tähän toimialaluokkaan kuuluu vain yhdeksän yritystä. Tämän tutkimuksen mukaan näyttää siltä, että toimiala muuttuja ei tuo kovinkaan paljon lisäarvoa malliin. Toimiala on tässä mallissa niin sanottu dummy-muuttuja.

6.3.2. Lisäävä malli

Toinen malli, jolla luottoluokitusten ja tunnuslukujen suhdetta arvioitiin, on nimeltään lisäävä malli. Siinä tilasto-ohjelma lisää malliin niin kauan uusia selittäviä tekijöitä, kunnes se havaitsee, että mallia ei voi enää merkittävästi parantaa. Tämän mallin avulla saadaan siis tietää vain merkitsevimmät tunnusluvut, mutta se ei kuitenkaan anna välttämättä parasta selittävien tekijöiden kokonaisuutta. Lisäävän mallin etuna on se, että siinä multikollineaarisuudesta ei ole ongelmaa, sillä malli valitsee vain yhden keskenään vahvasti korreloivista tekijöistä mukaan analyysiin (Metsämuuronen 2009: 749).

Lisäävän mallin likelihood χ^2 -testi osoittaa mallin merkitseväksi arvolla $p < 0,0001$.

Lisäävä malli ottaa mukaan selittäviksi tekijöiksi velkaisuusasteen, taseen loppusumman sekä korkokulujen hoitokatteen (IC1). Muuttujat ovat siis samat kuin tilastollisesti merkitsevät muuttujat pakotetussa mallissa. Tässä mallissa Nagelkerke-arvo on 49,5 %, mikä tarkoittaa, että mallin selitysaste jää hiukan pienemmäksi kuin pakotetussa mallissa.

Saadun regressiomallin hyvyyttä voidaan arvioida kahdella tavalla. Ensiksikin mallin avulla pitäisi voida ennustaa havainnon kuulumisen siihen ryhmään, johon se alun perin luokitui. Tätä voidaan arvioida luokittelutaulukolla tai estimoituja todennäköisyyksiä kuvaavalla histogrammilla (Metsämuuronen 2009: 750). Näiden lisäksi on olemassa mallin ja havaitun suhdetta kuvaava tunnusluku, Log-likelihood. Mitä pienempi arvo tällä tunnusluvulla on, sitä paremmin ennuste vastaa havaittua todellisuutta. Koska pienenus on suhteellista, tulee Log-likelihood-arvoa verrata sellaiseen Log-likelihood -arvoon, jossa malliin on otettu mukaan ainoastaan vakio-termi. Tällaista vain vakion sisältävää mallia kutsutaan niin sanotuksi nollamalliksi. Jos selittävien tekijöiden tuoma lisäinformaatio pienentää Log-likelihood-arvoa, ovat valitut muuttujat tuoneet lisäarvoa (Metsämuuronen 2009: 751.)

Log-likelihood-arvot on esitelty myös taulukossa 9. Tutkimuksen nollamallissa (Intercept) Log-likelihood-arvo saa arvon 3006,75. Mallissa, johon on pakotettu kaikki tutkimuksessa olevat tunnusluvut, vastaava arvo on 2377,54, ja lisäävässä mallissa arvo on 2383,42. Näistä kahdesta pakotetun mallin arvo on pienempi, mikä kertoo mallin niukasta paremmuudesta. Tutkimukseen mukaan otetuilla tunnusluvuilla on siis merkitystä luokituksen määräytymisessä.

Taulukko 9. Logistisen regression tulokset.

	Intecept	Pakotettu malli	Lisäävä malli						
2 log likelihood	3006.75	2377.54	2383.42						
R-square	-	0,476	0,473						
Max-rescaled R-square	-	0,499	0,495						
Likelihood ratio	-	629.2077	623.3217						
		<.0001	<.0001						
	Pakottava malli 2012								
						Lisäävä malli 2012			
Variables	Estimate	St. Error	t-value	Pr > t		Estimate	St. Error	t-value	Pr > t
Intercept 7	4.3969	0.7771	5.66	<.0001		4.7782	0.6704	7.13	<.0001
Intercept 6	7.6261	0.8071	9.45	<.0001		7.9816	0.6993	11.41	<.0001
Intercept 5	9.1132	0.8282	11.00	<.0001		9.4631	0.7253	13.05	<.0001
Intercept 4	11.5784	0.8537	13.56	<.0001		11.9305	0.7601	15.70	<.0001
Intercept 3	12.3533	0.8617	14.34	<.0001		12.7045	0.7691	16.52	<.0001
Intercept 2	13.8705	0.9059	15.31	<.0001		14.2212	0.8185	17.38	<.0001
ROA	0.009836	0.01445	0.68	0.4960		-	-	-	-
Current ratio	0.1332	0.09423	1.41	0.1574		-	-	-	-
Velkaisuusaste	-15.0200	1.0119	-14.84	<.0001		-15.1856	0.8305	-18.29	<.0001
Gearing	0.000153	0.000541	0.28	0.7771		-	-	-	-
Taseen loppusumma	0.2754	0.03593	7.67	<.0001		0.2653	0.03498	7.58	<.0001
IC1	0.1478	0.05019	2.95	0.0032		0.1974	0.03521	5.61	<.0001
IC2	0.03128	0.05380	0.58	0.5612		-	-	-	-
IC3	0.03260	0.03503	0.93	0.3521		-	-	-	-
IC4	-0.00710	0.008102	-0.88	0.3808		-	-	-	-

Mallin hyvyttä arvioidaan testiaineiston avulla, joka on 30 prosenttia koko alkuperäisestä aineistosta. Testiaineistoon kuuluu 408 yritystä. Arvioinnin apuna käytetään luokittelutaulukkoa. Koska pakottavalla menetelmällä ja lisäävällä menetelmällä ei ollut analyysin mukaan suurta eroavaisuutta ja pakottava malli osoittautui hieman paremmaksi, niin luokittelutaulukko on tehty pakottavan mallin tulosten mukaan. Luokittelun tulokset vuodelta 2012 voidaan havaita taulukossa 10.

Taulukko 10. Luokittelutaulukko vuoden 2012 havaituille ja ennustetuille luokituksille.

		Asiakastieto Oy						
		1	2	3	4	5	6	7 Sum
Pakotettu malli								
1	Frekvenssi	0	0	0	1	0	0	1
	%	0,00	0,00	0,00	0,96	0,00	0,00	
2	Frekvenssi	0	0	0	1	0	0	1
	%	0,00	0,00	0,00	0,96	0,00	0,00	
4	Frekvenssi	3	7	7	83	33	17	151
	%	60,00	77,78	36,84	79,81	37,93	10,90	3,57
5	Frekvenssi	0	1	2	5	19	12	39
	%	0,00	11,11	10,53	4,81	21,84	7,69	0,00
6	Frekvenssi	2	1	10	14	34	123	207
	%	40,00	11,11	52,63	13,46	39,08	78,85	82,14
7	Frekvenssi	0	0	0	0	1	4	9
	%	0,00	0,00	0,00	0,00	1,15	2,56	14,29
Sum	Frekvenssi	5	9	19	104	87	156	408

Taulukkoa luetaan siten, että vasemmassa reunassa vaakariveillä on mallin mukaisesti jakautuneet luokitukset eri luokkiin ja kolumneissa on todelliset luokitukset. Esimerkiksi ensimmäisellä rivillä yritys, jonka luokitus Asiakastieto Oy:n mukaan on 4, kuuluisi tämän tutkimuksen mallin mukaan luokitusluokkaan 1. Taulukon tärkeimmät arvot (korostettu) voidaan nähdä vasemmasta yläkulmasta oikeaan alakulmaan johtavalla linjalla. Pakotettu malli on luokitellut parhaiten luokitusluokkiin 4 ja 6 kuuluvat yritykset. Niissä molemmissa luokitus on mallin avulla mennyt oikein lähes 80 prosentissa, mikä on kiitettävä tulos. Huomioitavaa on se, että näiden luokkien frekvenssit ovat kaikista suurimmat. Pakotetun mallin mukaan yksikään yritys ei kuulu luokkaan 3. Hauser & Booth (2011) mainitsevat, että luokittelu logistisen regressiomallin avulla on vaikeaa, sillä se on riippuvainen siitä, että eri luokissa on tarpeeksi havaintoja.

Regressioanalyysin yhteydessä on mielekäästä tarkastella residuaalien normaalisuutta. Se kertoo, kuinka hyvin malli sopii käytettyyn aineistoon. Residuaalit voidaan laskea havaitun ja ennustetun arvon erotuksena. Oletuksena on, että residuaalit ovat normaalisti jakautuneita ja että niillä on suoralinjainen yhteys ennustettuihin arvoihin (Tabachnick & Fidell 2007: 125). Liitteessä 6 on esitetty residuaalien jakautuminen linjakuvion avulla. Kuviosta havaitaan, että muutama ääriarvo on kaukana keskilinjasta, mutta suurin osa residuaaleista seuraa melko suoraa linjaa. Aineiston suuruuden vuoksi residuaalit ovat riittävän normaaleja, joten ne tukevat aineiston sopivuutta malliin.

6.4. Tutkimustulosten analysointi

Tutkimuksessa on tutkittu tiettyjen, aikaisempien tutkimusten perusteella valittujen tunnuslukujen selitysvoimaa yrityksen luottoluokituksen määräytymisessä. Tutkimuksessa on esitetty kuusi hypoteesia, joiden paikkansapitävyyttä on testattu logistisen regressioanalyysin avulla. Analyysissä käytettiin sekä pakotettua että lisäävää mallia. Näiden kahden eri mallin tuloksissa ei ollut suuria eroja. Molemmissa malleissa samat selittävät tekijät olivat merkitseviä. Mallien kokonaisselitysasteetkin olivat hyvin lähellä toisiaan.

Tutkimuksen ensimmäisenä hypoteesina (*H1*) on koko pääoman tuoton merkisevyys yrityksen luottoluokitukseen. Pakotetussa mallissa, jossa arvioidaan vuoden 2012 luokituksia, ei koko pääoman tuottovaikutus näytä olevan merkitsevä muuttuja luokituksen määräytymisessä. Tulos on hieman yllättävä, sillä se on eniten käytetty

tunnusluku aikaisempien tutkimusten perusteella ja se on ristiriidassa muun muassa Goniksen (2012) sekä Van Laeren & Baesensin (2010) tutkimusten kanssa, joiden mukaan tunnusluku on 5 % mukaan tilastollisesti merkitsevä. Tämän tutkimuksen perusteella *H1* hylätään.

Toisena hypoteesina (*H2*) on velkaisuusasteen vaikutus yrityksen luottoluokituksen määrytymiseen. Tällä tunnusluvulla vaikuttaa olevan vahva riippuvuus luottoluokituksen kanssa. Se on yhdenmukainen muun muassa Van Laeren & Baesensin (2010) tutkimuksen kanssa, jossa tunnusluku oli erittäin merkitsevä. Lisäävän mallin mukaan velkaisuusaste oli tutkimukseen mukaanotetuista tunnusluvuista merkitsevin. Näin ollen *H2* hyväksytään.

Kolmannen hypoteesin (*H3*) mukaan Gearingilla eli oman pääoman ja vieraan pääoman suhteella tulisi olla vaikutusta yrityksen luottoluokituksen määrytymiseen. Näin ei kuitenkaan tämän tutkimuksen mukaan ole. Korrelaatioanalyysin mukaan velkaisuusasteella ja gearingilla oli selvästi vahvin keskenäinen korrelaatio. On mahdollista, että tilasto-ohjelman mukaan nämä korreloivat liikaa keskenään ja enemmän merkitseväksi vakavaraisuuden tunnusluvuksi on esittäytynyt velkaisuusaste. *H3* siis hylätään.

Maksuvalmiuden tunnuslukuina käytettiin sekä current ratiota että korkokulujen hoitokatetta. Tutkimuksen neljännen hypoteesin (*H4*) mukaan on oletettu, että current ratio korreloisi positiivisesti luottoluokituksen kanssa. Tämän tutkimuksen tulokset eivät tue tätä väitettä ja tulokset ovat ristiriidassa Goniksen ym. (2012b) tutkimuksen kanssa, jonka mukaan current ratio on tilastollisesti merkitsevä. Toisaalta tulos tukee muun muassa Doumposin ja Pasiourasin (2004) tutkimusta, jossa current ration ja luottoluokituksen välillä ei löytynyt yhteyttä. Tämän tutkimuksen perusteella *H4* siis hylätään.

Korkokulujen hoitokate -tunnuslukua muokattiin muuttujista eniten. Yhdestä muuttujasta luotiin neljä uutta muuttujaa (IC1, IC2, IC3, IC4), jotka Blumen ym. (1998) sekä Amaton & Furfinen (2004) tutkimusten perusteella kuvaavat paremmin korkokulujen hoitokatetta tilastollisessa tutkimuksessa, johtuen tunnusluvun epänormaalista jakaumasta. Näistä neljästä IC1, joka kuvaa tunnusluvun pienimpiä arvoja (0-5), oli merkitsevä analyysissä. Tulos on yhdenpitävä Blumen ym. (1998) tutkimuksen kanssa, jonka mukaan pienet muutokset korkokulujen hoitokatteen pienissä arvoissa kertovat paljon yrityksen korkokulujen hoitokyvystä. Sen sijaan kolme muuta

muuttujaa eivät olleet merkitseviä tässä tutkimuksessa. Kuitenkin kaikkien näiden neljän muuttujan etumerkit olivat samansuuntaiset kuin Blumen ym. (1998) tutkimuksessa. *H5* hyväksytään.

Viimeisenä hypoteesinä tässä tutkimuksessa esitettiin yrityksen koon vaikutus sen luottoluokitukseen (*H6*). Aikaisempien tutkimusten perusteella (Amato & Furfine 2004; Blume ym. 1998) yrityksen koko on ollut vahvasti merkitsevä tekijä luokituksen määrityksessä, eikä tämä tutkimus tee poikkeusta. Yrityksen kokoa kuvataan tässä tutkimuksessa taseen loppusummalla. Koon vaikutus tulee esiin sekä pakotetussa että lisäävässä mallissa. Tämä siis antaa vahvan näytön siitä, että se on erittäin merkitsevä tunnusluku. Siis *H6* hyväksytään.

Mallin toimivuutta testattiin luokittelutaulukon ja testiaineiston avulla. Luokittelutaulukko antaa käsityksen siitä, kuinka luokittelu on eri luokkien välillä onnistunut. Luokitusluokkien 4 ja 6 kohdalla luokitus on onnistunut noin 80 % tapauksista. Se on hyvä tulos ja yhdenmukainen aikaisempien tutkimusten (Laitinen 2002; Doumpos & Pasiouras 2004) kanssa, joissa kokonaisluokitustarkkuus oli noin 70 %. Taulukosta nähdään, että näillä kahdella luokitteluluokalla on kaikista suurin frekvenssi. Kuten aikaisemmin Doumposin ja Pasiouraksen (2004) tutkimuksesta havaittiin, luokitustarkkuus parani sitä enemmän, mitä suurempi otos oli. On mahdollista, että jos tämän tutkimuksen eri luokkiin saataisiin enemmän havaintoja, luokitteluprosentti paranisi.

7. YHTEENVETO JA JOHTOPÄÄTÖKSET

7.1. Yhteenveto

Tässä tutkielmassa käsitellään luottoluokituksen määrittämistä tilinpäätöstietojen avulla. Aluksi määriteltiin luottoluokituksen käsite. Sen yksinkertaisimpia muodostamiskeinoja ovat tilastolliset tekniikat (Gup & Kolari 2005: 508), joista voidaan laadullisia tekijöitä lisäämällä siirtyä kokonaisvaltaiseen yrityksen arviointiin. Tämän jälkeen muodostettiin ero pitkän ja lyhyen tähtäimen luokituksille, jotka poikkeavat toisistaan arvioitavien kriteereiden ja aikahorisontin perusteella (Hyvärinen 1995). Maksukyvyttömyyden määritelmä aiheuttaa epäselvyyttä tutkimusten parissa ja tämän vuoksi tässä tutkimuksessa selvennetään, kuinka se on aikaisemmin ymmärretty ja kuinka sitä tässä tutkielmassa käsitellään.

Luottoluokituksen tarve on erilainen eri talouden toimijoille. Luokiteltavalle yritykselle se antaa mahdollisuuden useammille rahoitusmarkkinoille pääsemiseen sekä alempaan lainarahan hintaan. Sijoittajat eivät ole juurikaan kiinnostuneita ulkoisista luokituksista. Heille se on vain lisätyökalu, joka voi auttaa sijoituspäätöksen tekemisessä (S&P 2013 a).

Tutkielmassa käsiteltiin ulkoista luokitusta ja suurten luokituslaitosten luokitusprosessin kulkua. Luokituslaitoksilla on paljon vaikutusvaltaa ja niiden antamalla luokituksilla on erittäin suuri vaikutus taloudellisilla markkinoilla. Ne julkaisevat Internet-sivuillaan kriteereitä, jotka vaikuttavat annettuun luokitukseen, mutta suurelle yleisölle on edelleen epäselvää, mistä tekijöistä lopullinen luokitus muodostuu ja minkälaiset painoarvot tekijöillä on (Gonis ym. 2012 b: 3). Luokitusprosessi on kattava ja aikaa vievä yritysanalyysi, johon kohdistuu paljon resursseja. Siinä käydään läpi sekä taloudelliset että muut organisaatioon ja sen tulevaan kehitykseen vaikuttavat tekijät, muun muassa toimiala ja yrityksen johdon kompetenssi. Luokituslaitokset ovat menestymisestään huolimatta saaneet 2000-luvulla osakseen kritiikkiä, johtuen pääosin suurten amerikkalaisten yritysten yllätyksellisistä konkurssiin ajautumisista (Frost 2007: 482). Suurten luokituslaitosten rinnalla toimii pienempiä luokittajia, joista kaksi suomalaista esiteltiin tässä tutkielmassa.

Taloudelliset instituutiot kuten pankit ja vakuutuslaitokset tekevät omia luokituksiaan asiakkaistaan. Niillä ei ole käytössään samanlaisia resursseja kuin pelkästään luokitukseen tarkoitetuilla yrityksillä, joten ne ovat yrittäneet jäljitellä luokituslaitosten

toimintatapoja kehittämällä omia sisäisiä luokitusmalleja. Nämä mallit perustuvat pääosin matemaattiseen ja tilastolliseen analyysiin, poikkeuksena suuremmat asiakkaat, joihin käytetään enemmän aikaa, ja joiden arviointiin sisällytetään laadullisia tekijöitä. Sisäiset mallit keskittyvät lyhyempään aikahorisonttiin, joten ne eivät ota huomioon talouden syklejä (De Servigny & Renault 2004: 41).

Tutkielmassa käytiin läpi kirjallisuuskatsaus, jonka avulla perehdyttiin aikaisempiin tutkimuksiin ja jonka perusteella luotiin pohja empiiriselle tutkimukselle. Luottoluokituksen määrittämistä on tutkittu maailmanlaajuisesti ja sen historia on melko pitkä. Tästä huolimatta ei ole edelleenkään selvyyttä optimaalisesta tilinpäätöstietoihin perustuvasta luokitusmallista, sen tekijöistä ja niiden painokertoimista. Luottoluokituksen määrittämisen tutkimuksissa on esitelty useita eri tunnuslukuja, jotka ovat osoittautuneet toimiviksi. Tämän tutkielman eräänä tavoitteena on tehdä selvyyttä mitkä voisivat olla niistä toimivimmat ja testata tätä kysymystä empiirisellä kokeella suomalaisen aineiston kanssa. Aikaisemmissa tutkimuksissa on käytetty erilaisia tilastollisia tekniikoita, joista suosituimmat ovat olleet lineaarinen regressio, logit- ja probit- malli sekä erotteluanalyysi (Altman & Saunders 1998: 1723). 2000-luvulla ovat kehittyneet tietokonepohjaiset niin sanotut modernit luokitusmallit, jotka perustuvat suureen määrään dataan.

Aikaisempien tutkimusten esittelyn jälkeen siirrytään tilinpäätösanalyysiin. Tilinpäätöstiedot ovat objektiivinen tietolähde, jonka tulee antaa luotettava kuva yrityksestä. Tämän vuoksi tilintarkastajan antamalla lausunnolla on merkittävä rooli, mikä myös on huomioitu tässä tutkimuksessa (Feldmann & Read 2013: 346). Tilinpäätöstiedoista siirrytään yrityksen taloudellisen toiminnan mittareihin eli tunnuslukuihin. Niiden avulla johdettiin hypoteesit, joiden hyväksymiseen tai hylkäämiseen saatiin vastaukset logistisen regressioanalyysin perusteella.

Ennen empiiristä tutkimusta käsiteltiin kokonaisvaltaisen luottoluokituksen ja tilinpäätösanalyysin eroavaisuuksia. Kokonaisvaltainen luottolukitus on kattavampi koko yritystä koskeva analyysi, jonka määrittämiseen sisällytetään tilinpäätöstietojen lisäksi paljon ei-taloudellisia tekijöitä. Kuten tutkimuksista voidaan päätellä, näillä laadullisilla tekijöillä on tärkeä merkitys luokituksen syntymisessä. Luokitukseen vaikuttaa myös luokitusprosessin suorittajan henkilökohtainen arvio ja kuinka eri vaikuttavia tekijöitä painotetaan.

Empiirinen analyysi toteutettiin ordinaalista logistista regressiota hyväksikäyttäen. Sen avulla testattiin, kuinka hyvin kuuden tunnusluvun avulla yritysten luokittelu eri luokitusluokkiin onnistuu. Tätä ennen testattiin muuttujien välinen multikollinearisuus, millä varmistettiin, että regressioanalyysi antaa riittävän oikeat tiedot. Aineistoa myös muokattiin muutaman selittävän muuttujan osalta, jotta tutkimustulokset olisivat tarkempia.

7.2. Johtopäätökset

Tämän tutkielman tarkoituksena on selventää, voidaanko yrityksen tilinpäätöstietojen avulla muodostaa riittävästi informaatiota antava luokitus luokitettavalle yritykselle. Tämän lisäksi tavoitteena on arvioida yrityksen luottoluokitukseen vaikuttavia tekijöitä sekä tutkia optimaalisen luokitussysteemin rakentamista. Tavoitteena on myös tehdä selkeä ero kvantitatiivisten ja kvalitatiivisten tekijöiden välille luottoluokituksen määrittämisessä.

Tutkimuskysymyksiin vastaamiseksi on kerätty informaatiota aikaisemmista tutkimuksista ja niiden perusteella määriteltiin hypoteesit, joiden hyväksymistä tai hylkäämistä testattiin empiirisessä tutkimuksessa. Hypoteesit muodostuvat tunnusluvuista, jotka aikaisempien tutkimusten perusteella näyttävät olleen tärkeimmät luottokelpoisuuden määrittämiseen vaikuttavat tekijät. Kuten useasta alan tutkimuksesta käy ilmi, tunnuslukujen valinnalle ei ole teoreettista pohjaa. Aikaisemmissa tutkimuksissa esitetyt tunnusluvut ovat useimmissa tapauksissa valittu tiedonlouhinnan avulla tai sen perusteella, miten ne ovat toimineet edeltäneissä tutkimuksissa. Shonin ja Kimin (2012: 932) sanojen mukaan: ”vaikka monet yrityksen luottoluokitustutkimukset ovat olleet menestyksekkäitä tietyistä näkökulmista, ei ole vielä kukaan selvittänyt siitä, mitä tunnuslukuja yrityksen toiminnan arvioimisessa tulisi käyttää”. Tämä tutkimus on tuonut lisävahvistusta tiettyjen mittareiden tärkeydestä yrityksen menestymisen arvioinnissa. Tutkielman loppuun on koottu taulukko, johon on poimittu aikaisemmissa tutkimuksissa eniten käytettyjä ja toimiviksi osoittautuneita tunnuslukuja.

Balcaen & Ooghe (2006) käsittelevät tutkimuksessaan ongelmia, joita tunnuslukujen käytössä saattaa kohdata. Yksi näistä oli tilinpäätöstietojen saatavuuden rajallisuus, johon myös tässä tutkimuksessa törmättiin. Alemmissa luottoluokissa olevien havaintojen määrä jäi melko suuresta aineiston koosta huolimatta pieneksi. Huonosti menestyviltä yrityksiltä tarvittavien tietojen saaminen on vaikeaa ja se myös näkyi

tämän tutkimuksen otoksessa. Tutkijat myös mainitsevat, että alan tutkimukset kärsivät tilinpäätöstietojen äärisuhdearvoista, virheistä sekä puuttuvista arvoista. Äärisuhdearvojen aiheuttamaa häiriötä korjattiin tässä tutkimuksessa muokkaamalla muuttujia sekä poistamalla liian suuria poikkeavia havaintoja, jotka vaikuttavat tutkimustuloksiin. Arvojen puuttuminen yritysten tiedoista pienensi otoskokoa jonkin verran, mikä vaikuttaa logistisen regressioanalyysin toimivuuteen.

Aikaisempien tutkimusten perusteella ehdolliset todennäköisyysmallit ovat osoittautuneet toimiviksi tekniikoiksi, joiden avulla yritykset on mahdollista jakaa ryhmiin niitä kuvaavilla mittareilla. Yleisesti tilastollisten mallien luokitteluvoima on 70–80 % prosenttia. Samansuuntaisia tuloksia saatiin myös tässä tutkimuksessa. Vuoden 2012 yritysten luottoluokitusten syntymistä arvioitiin vuoden 2011 tilinpäätöstiedoilla. Tuloksista voidaan päätellä, että tunnuslukujen ja luottokelpoisuuden välillä on selvä yhteys. Luokitusluokissa, joissa oli eniten havaintoja, luokitus onnistui oikein lähes 80 prosentissa tapahtumista.

Muutama tunnusluku erottui muista ja niitä voidaan pitää oleellisina tekijöinä yrityksen luottokelpoisuuden arvioinnissa sekä tämän että aikaisempien tutkimusten perusteella. Tämän tutkimuksen mukaan velkaisuusasteella, korkokulujen hoitokatteella ja taseen loppusummalla havaittiin olevan selvä yhteys luokituslaitoksen muodostamien luokitusten kanssa. Velkaisuusaste näyttää olevan todella merkitsevä tunnusluku tämän tutkimuksen perusteella. Se on ymmärrettävää, sillä mitä enemmän yrityksen toimintaa on rahoitettu velalla, sitä riskisempi yritys on. Modina ja Pietrovito (2014) tuovat tutkimuksessaan esiin, että heikko rahoitusrakenne ja siitä seuraavat kasvavat korkokulut aiheuttavat merkittävän taloudellisen riskin. Näin ollen yritysten, joilla on suurimmat velkataakat, on vaikea selvitä mahdollisesta kriisistä tulevaisuudessa.

Yrityksen koon mittari, eli taseen loppusumma on myös merkitsevä tekijä. Tämän tutkimuksen kolmestasadasta suurimmasta yrityksestä 233:lla on luokitus AAA-AA. Adamsin ym. (2003) mukaan suuremmat yritykset ovat turvallisempia, vakaampia ja niillä on mahdollisuus palkata pätevämpää johtoa. Niillä on myös usein suurempi käteispuskuri, jonka turvin ne selvittyvät helpommin ilman ulkopuolista rahoitusta mahdollisista kriisitilanteista. Monet tässä tutkielmassa esitellyistä aikaisemmista tutkimuksista ovat ulkomaalaisia, mutta siitä huolimatta, niiden perusteella valitut tunnusluvut näyttävät toimivan myös suomalaisella aineistolla.

Tässä tutkimuksessa tietyillä luokitusarvoilla luokittelu onnistui paremmin kuin toisilla. Hauserin ja Boothin (2011) mukaan luokittelu on haastavaa logistisen regression avulla, sillä menetelmä on hyvin riippuvainen siitä, että eri luokissa on riittävästi havaintoja. Tämä havaittiin luokittelutaulukon analysoinnin yhteydessä. Niissä luokissa, joiden frekvenssi oli suurin, luokittelu onnistui parhaiten. Joissakin aikaisemmissa tutkimuksissa, (ks. Altman & Rijken 2004) luokitusluokat on jaettu investointiryhmään kuuluviin sekä spekulatiivisiin yrityksiin. Tällainen jako olisi parantanut menetelmän suoritusta, mutta siinä olisi menetetty paljon luokitteluinformaatiota.

Useissa aikaisemmissa tutkimuksissa tuodaan esiin laadullisten tekijöiden parantava vaikutus luokituksen tarkkuuteen (Laitinen 2002: 894). Tärkeimmät laadulliset tekijät ovat yrityksen johto sekä toimialan vaikutukset (Crouhy 2001). Toimialatekijä paransi myös tämän tutkimuksen mukaan mallin selitysvoimaa. Brunner ym. (2000) todistavat tutkimuksessaan, että laadullisilla tekijöillä on merkittävä vaikutus kokonaisluokitukseen. He tuovat tutkimuksessaan esiin myös toisen tärkeän seikan, joka koskee luottoluokituksen määräytymiseen vaikuttavien tekijöiden painottamista. Luokituksen määrittävät tekijät eivät yksin johda lopulliseen luokitukseen, vaan ratkaisevana tekijänä on merkitsevien tekijöiden painottaminen.

Perinteisissä tilastollisissa malleissa on joitakin eroja, mutta niiden antamat tulokset aikaisemmissa tutkimuksissa eivät poikkea toisistaan huomattavasti. Eniten käytetyt mallit ovat monen muuttujan erotteluanalyysi sekä logistinen malli, mutta edelleenkin ei ole selvyyttä siitä, mikä malleista on toimivin (Abdou & Pointon (2011: 1). Tässä tutkimuksessa käytettiin logistista regressioanalyysiä ja sitä testattiin kahden mallin avulla, joista pakottava malli osoittautui hiukan paremmaksi selitysvoimaltaan.

Logistisen regressiomallin avulla luodun mallin selitysvaste on noin 50 prosenttia. Se tarkoittaa, että noin puolet yrityksen luokituksesta selittyy tunnusluvuilla ja loput 50 % joillakin muilla tekijöillä. Luokituksen määrittäminen voidaan siis edelleen saada tarkemmaksi, mutta varmuutta näistä muista tekijöistä ei tämän tutkimuksen avulla saada. Ulkopuoliset tekijät voivat olla tutkimuksen ulkopuolelle jätettyjä tunnuslukuja, tai sitten ne ovat laadullisia tekijöitä, joita tässä tutkimuksessa on aikaisemmin esitelty, mutta joita ei analyysissä käytetty. Tämä kuitenkin todistaa sen, että luokitusten määrittämisessä laadulliset tekijät ovat vahvassa roolissa.

Ulkoisilla luottoluokituslaitoksilla on pitkä historia luokituksen määrittämisessä ja kuten Horrigan (1966) mainitsee, ne ovat vuosien varrella onnistuneet siinä kritiikistä

huolimatta hyvin. Ne ovat toimiva mittari sisäisten mallien tulosten vertailuun ja monet pankit käyttävätkin ulkoisia luokituksia vertailukohtanaan. Luokituslaitoksen luokitusprosessi on laaja ja paljon resursseja vaativa käytäntö, joka käsittää monia ulottuvuuksia. Balcaen ja Ooghe (2006) mainitsevat tunnuslukuihin liittyvänä ongelmana, että tunnuslukuihin perustuvat mallit olettavat, että kaikki oleellinen tieto heijastuu tunnuslukujen kautta. Tässä tutkimuksessa tätä oletusta ei ole tehty. Sen sijaan se tosiasia, että luottoluokitukseen ovat vaikuttaneet muutkin seikat kuin tunnusluvut, on ymmärretty. Tässä tutkimuksessa on haluttu testata sitä, pystyykö ainoastaan tunnuslukujen avulla ennustamaan yrityksen luottokelpoisuutta ja näyttää siltä, että se on jossakin määrin mahdollista.

Tämä tutkimus vahvisti tiettyjen talouden mittareiden osalta niiden käyttöä luokituksen ennustamisessa. Tulevaa tutkimustyötä ajatellen luottoluokituksen määrittämistä voitaisiin kehittää, tutkimalla luokituksia suuremmalla aineistolla, sillä aineiston koko näytti vaikuttavan tutkimukseen paljon. Tämän lisäksi olisi mielenkiintoista tutkia luokitusten muutosta ajassa. Luokitukset vaihtelevat vuosittain, ja tutkimalla eri talouden mittareiden painotusta luokituksen määrittämisessä eri aikoina, voitaisiin saada uutta informaatiota tunnuslukujen merkityksestä. Näin saataisiin tietoa muun muassa siitä, onko edellisen vuoden luokituksella merkitystä nykyiseen luokitukseen. Näiden lisäksi tässä tutkimuksessa oletettiin toimialajaon vaikuttavan enemmän tuloksiin. Vaikutus jäi kuitenkin pieneksi. Syitä tähän tulisi pohtia tulevaisuudessa.

LÄHDELUETTELO

- Abdou, H. & J. Pointon (2011). Credit Scoring, Statistical Techniques and Evaluation Criteria: a review of the literature. *Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management* 18:2–3, 59–88.
- Adams, M., B. Burton & P. Hardwick (2003). The Determinants of Credit Ratings in the United Kingdom Insurance Industry. *Journal of Business Finance & Accounting* 30:3–4.
- Allen J. C. (1995). Credit scoring's benefits seen going beyond efficiency. *American Banker* 160: 98.
- Alsakka, R. & O. Gwilym (2013). Rating agencies' signals during the European sovereign debt crisis: Market impact and spillovers. *Journal of Economic Behavior & Organization* 85, 144–162.
- Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance* 23:4, 589–609.
- Altman, E. I., R. G. Haldeman & P. Narayanan (1977). ZETATM analysis A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking & Finance* 1:1, 29–54.
- Altman, E. I. (1980). Commercial bank lending: Process, credit scoring, and costs of errors in lending. *Journal of Financial and Quantitative Analysis (Proceedings Issue)* 15:4, 813–832.
- Altman, E. I. & A. Saunders (1998). Credit risk measurement: Developments over the last 20 years. *Journal of Banking and Finance* 21, 1721–1742.
- Altman, E.I. & G. Bana (2003). Defaults and Returns on High Yield Bonds: The Year 2002 in Review and The Market Outlook. *NYU Working Paper*. NYU Salomon Center, Stern School of Business.

- Altman, E. I. & H. A. Rijken (2004). How rating agencies achieve rating stability? *Journal of Banking & Finance* 28, 2679–2714.
- Altman, E. I. & E. Hotchkiss (2005). *Corporate Financial Distress and Bankruptcy: Predict and Avoid Bankruptcy, Analyze and Invest in Distressed Debt*. New York: Wiley Finance.
- Amato, J. & C. Furfine (2004). Are credit ratings procyclical? *Journal of Banking and Finance* 28:11, 2641–2677.
- Argenti, J. (1976). *Corporate collapse: the causes and symptoms*. London: McGraw-Hill.
- Balcaen, S. & H. Ooghe (2006). 35 years of studies on business failure: an overview of the classic statistical methodologies and their related problems. *The British Accounting Review* 38, 63–93.
- Barnes, P. (1987). The Analysis and Use of Financial Ratios: A Review Article. *Journal of Business Finance & Accounting* 14, 4.
- Bauer J. & V. Agarwal (2014). Are hazard models superior to traditional bankruptcy prediction approaches? A comprehensive test. *Journal of Banking and Finance* 40, 432–442.
- Beaver, W. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research* 4:3, 71–112.
- Beaver, W., M. Correia & M.F. McNichols (2010). Financial Statement Analysis and the Prediction of Financial Distress. *Foundations and Trends® in Accounting* 5:2, 99–173.
- Blume, M., F. Lim & C. Mackinlay (1998). The declining credit quality of US corporate debt: Myth or reality. *The Journal of Finance* 53:4, 1389–1413.
- Bouix, J. (1997). *Innovatiivisten yritysten reittaus ja rahoitus Euroopassa*. Kauppa- ja teollisuusministeriön tutkimuksia ja raportteja 4/1997. Helsinki: Kauppa- ja teollisuusministeriö, teollisuusosasto, Edita.

- Brunner, A., J.P. Krahnen & M. Weber (2000). Information Production in Credit Relationships: On the Role of Internal Ratings in Commercial Banking. *CFS Working Paper* No. 2000/10.
- Byoun, S. & Y. Shin (2002). Unsolicited credit ratings: Theory and empirical analysis. [online]. Saatavana World Wide Webistä:
<URL:<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.195.345&rep=rep1&type=pdf>>
- Creighton, A. (2004). Credit ratings and market dynamics. *Reserve Bank of Australia Bulletin*, April. [online]. Saatavana World Wide Webistä:
<URL:<http://www.rba.gov.au/publications/bulletin/2004/apr/pdf/bu-0404-2.pdf>>
- Crook, J. N., D. Edelman & L.C. Thomas (2007). Recent developments in consumer credit risk assessment. *European Journal of Operational Research* 183, 1447–1465.
- Crouhy, M., D. Galai & R. Mark (2001). Prototype risk rating system. *Journal of Banking & Finance*. 25:1, 47–95.
- De Servigny, A. & O. Renault (2004). *Measuring and managing credit risk*. New York. McGraw-Hill.
- Doumpos, M. & F. Pasiouras (2005). Developing and Testing Models for Replicating Credit Ratings: A Multicriteria Approach. *Computational Economics* 25, 327–341.
- Edmister, R.O. (1972). An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis* 7:2, 1477–1493.
- Emel, A.B., M. Oral, A. Reisman & R. Yolalan (2003). A credit scoring approach for the commercial banking sector. *Socio-Economic Planning Sciences* 37:2, 103–123.

- Estrella, A. (2000). Credit ratings and complementary sources of credit quality information. *Basel committee on banking supervision. Working papers 3*. Basel Switzerland: Bank for international settlements.
- Feldmann, D. & W.J. Read (2013). Going-concern audit opinions for bankrupt companies – impact of credit rating. *Managerial Auditing Journal* 28:4, 345–363.
- Frost, C. A. (2007). Credit rating agencies in capital markets: A review of research evidence on selected criticisms of the agencies. *Journal of Accounting, Auditing & Finance*. 22:3, 469–492.
- Gonis, E., S. Paul & J. Tucker (2012 a). Rating or no rating? That is the question: an empirical examination of UK companies. *The European Journal of Finance* 18:8, 709–735.
- Gonis, E., S. Paul & N. Wilson (2012 b). The rating decision and the determinants of credit ratings: A UK empirical investigation. *International Review of Financial Analysis*. ISSN, 1057–5219.
- Gonzalez, F., F. Haas, R. Johannes, M. Persson, L. Toledo, R. Violi, M. Wieland & C. Zins (2004). Market dynamics associated with credit ratings: A literature review. *European Central Bank Occasional Paper Series* 16, 1–38.
- Gujarati, D. N. (2003). *Basic Econometrics*. 4th Edition. New York: McGraw-Hill.
- Gup, B. E., J.W. Kolari, (2005). *Commercial Banking: The management of risk*. 3rd Edition. Alabama: John Wiley & Sons, Inc.
- Helenius H. & T. Vahlberg (2008). *Tilastomenetelmien soveltamisesimerkkejä SAS® Enterprise Guide:lla –versio 4.1*. Espoo: Numos Oy
- Horrigan, J. O. (1966). The determination of long-term credit standing with financial ratios. *Journal of Accounting Research* 4, 44–62.

- Huang, Z., H. Chen, C-J. Hsu, W-H. Chen & S. Wu (2004). Credit rating analysis with support vector machines and neural networks: a market comparative study. *Decision Support Systems* 37:4, 543–558.
- Hyvärinen, M. (1995). *Pienten ja keskisuurten yritysten reittaus*. Kauppa- ja teollisuusministeriön tutkimuksia ja raportteja. Helsinki: Kauppa- ja teollisuusministeriö, teollisuusosasto, Painatuskeskus.
- Kaplan, R. S. & K. Urwitz (1979). Statistical Models of Bond Ratings: A Methodological Inquiry. *Journal of Business* 52:2.
- Krahnen, J. P. & M. Weber (2001). Generally accepted rating principles: A primer. *Journal of Banking & Finance* 25, 3–23.
- Laakso, T., E.K. Laitinen & H. Vento (2010). *Uhkaava maksukyvyttömyys ja onnistunut yrittysaneeraus*. Helsinki : Talentum.
- Laitinen, E. K. (2002). Financial Rating of European Technology Companies: An International Comparison. *Journal of Business Finance & Accounting*, 29, 7–8.
- Laitinen, E. K. (1986). *Yrityksen tunnuslukuanalyysi*. Saarijärvi: Yritysinnovaatiot Oy.
- Laitinen E. K. & T. Laitinen (2004). *Yrityksen rahoituskriisin ennustaminen*. Helsinki: Talentum.
- Marquez, A. I., V. Garcia & J.S. Sanchez (2013). A literature review on the application of evolutionary computing to credit scoring. *Journal of the Operational Research Society* 64, 1384–1399.
- Metsämuuronen, J. (2009) *Tutkimuksen tekemisen perusteet ihmistieteissä*. 4. laitos 1. painos. Jyväskylä: Gummerus Kirjapaino Oy.
- Meyers L. S., G. Gamst & A.J. Guarino (2009). *Data Analysis Using SAS Enterprise Guide*. New York: Cambridge University Press.

- Modina M. & F. Pietrovito (2014). A default prediction model for Italian SMEs: the relevance of the capital structure. *Applied Financial Economics* 24:23, 1537–1554.
- Nikolic, N., N. Zarkic-Joksimovic, D. Stojanovski & I. Joksimovic (2013). The application of brute logistic regression to corporate credit scoring models: Evidence from Serbian financial statements. *Expert Systems with Applications* 40, 5932–5944.
- O'Brien, R. M. (2007). A Caution Regarding Rules of Thumb for Variance Inflation Factors. *Quality & Quantity* 41, 673–690.
- Pinches, G. E. & K.A. Mingo (1973). A Multivariate Analysis of Industrial Bond Ratings. *The Journal of Finance* 28:1, 1–18.
- Reittausedellytysten kehittämistyöryhmä (1995). Reittausedellytysten kehittämistyöryhmän raportti. *Kauppa- ja teollisuusministeriön työryhmä- ja toimikuntaraportteja* 26/1995. Helsinki: Kauppa- ja teollisuusministeriö, teollisuusosasto, Painatuskeskus.
- Shon, S. Y. & Y.S. Kim (2012). Behavioral credit scoring model for technology-based firms that considers uncertain financial ratios obtained from relationship banking. *Small Business Economics* 41, 931–943.
- Shumway T. (2001). Forecasting Bankruptcy More Accurately: A simple Hazard Model. *The Journal of Business* 74:1, 101–124.
- Soliditet Finland Oy (2013). Luottoluokitukset. Saatavana World Wide Webistä: <URL:<http://www.soliditet.fi/cms/soliditet/Solutions/EvaluationModels/>>.
- Standard & Poor's (2013 a). *Guide to Credit Rating Essentials*. Saatavana World Wide Webistä: <URL:<http://www.standardandpoors.com/MicrositeHome/en/us/Microsites>>.
- Standard & Poor's Ratings process (2013 b). Saatavana World Wide Webistä: <URL:<https://ratings.standardandpoors.com/about/about-credit-ratings/ratings-process.html>>

Suomen Asiakastieto Oy (2013). Saatavana World Wide Webistä:

<URL:<http://www.asiakastieto.fi/web/fi/tuotteet-ja-palvelut/riskienhallinnan-palvelut/yrityspalvelut/rating-alfa>>

Tabachnick B. G. & L.S. Fidell (2007). *Using multivariate statistics*. 5th Edition. Pearson International Edition. Boston.

Treacy, W.F. & M. Carey (2000). Credit risk rating systems at large US banks. *Journal of Banking and Finance* 24, 167–201.

Van Laere, E. & B. Baesens (2010). The development of a simple and intuitive rating system under Solvency II. *Insurance: Mathematics and Economics* 46, 500–510.

Wall, A. & R.W. Duning (1928). Ratio Analysis of Financial Statements... *Harper*.

White, J. (2010). Markets: The Credit Rating Agencies. *The Journal of Economic Perspectives* 24:2, 211–226.

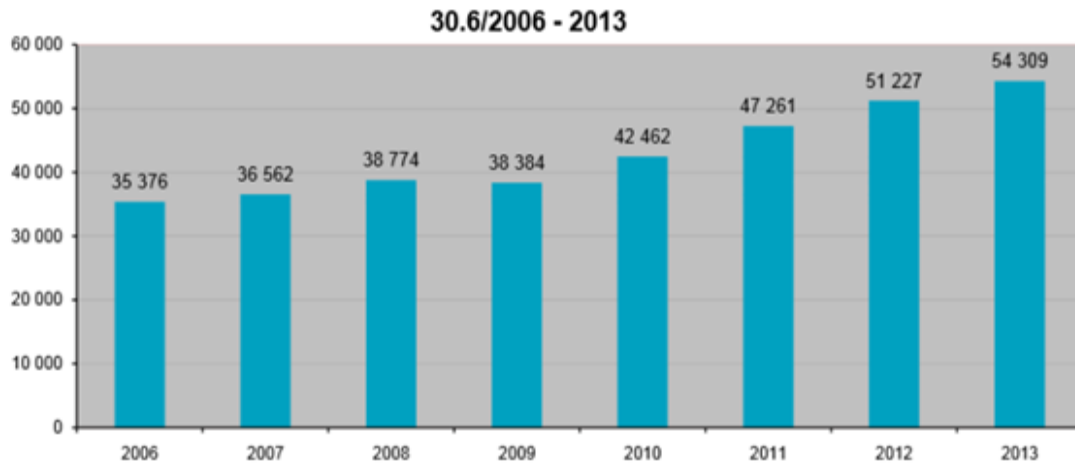
White, J. (2013). Credit Rating Agencies: An Overview. *Annual Review of Financial Economics* 5, 93–122.

Yritystutkimusneuvottelukunta ry (2005). *Yritystutkimuksen tilinpäätösanalyysi*. 8. painos. Helsinki: Gaudeamus.

Yritystutkimusneuvottelukunta ry (2011). *Yritystutkimuksen tilinpäätösanalyysi*. 9. painos. Helsinki: Gaudeamus.

LIITTEET

Liite 1. Maksuhäiriöiset yritykset Suomessa. (Suomen Asiakastieto Oy 2013)



Liite 2. Luokituslaitosten ja pankkien luokituskriteerit. (Brunner ym. 2000)

S&P	Moody's	"Representative bank"
Financial risk: <ul style="list-style-type: none"> Balance sheet and accounting Financial policy Profitability Capital structure Cash flow Financial flexibility 	Finance management risks: <ul style="list-style-type: none"> Cash flow Liquidity Debt structure Equity capital and reserves 	Economic circumstances: <ul style="list-style-type: none"> Operating position (cash flow, profitability, etc.) Financial position (equity ratio, liquidity, etc.)
Business risk: <ul style="list-style-type: none"> Industry features Competitive position 	Competitive and operating risks: <ul style="list-style-type: none"> Relative market share / competitive situation Diversification Sales, costs, operating result Sales volume and purchasing 	Corporate situation: <ul style="list-style-type: none"> Sector evaluation Market position/competition Product/range Special risks Forecasts/sales revenue and liquidity planning Corporate structure
	Corporate structure and legal risks: <ul style="list-style-type: none"> inclusion of associated companies 	
	Management quality: <ul style="list-style-type: none"> Planning and control Management experience Organizational structure Successor organization 	
<ul style="list-style-type: none"> Management 		Management: <ul style="list-style-type: none"> Experience Succession Quality of accounting/controlling
		Customer relationship / Account management

Liite 3. Yksinkertainen yrityksen arviointiraportti (Crouhy ym. 2001)

Factors		General Motors Acceptance Corporation (Million \$)	
		12/31/1997	12/31/1996
Balance sheet	Current assets (CA)	44,658	41,598
	Current liabilities (CL)	64,288	50,469
	Working Capital (WC = CA – CL)	–19,630	–8871
	Fixed assets (FA)	64,661	56,980
	Mortgages/other (LTD)	36,275	39,841
	Fixed worth (FW = FA – LTD)	28,386	17,139
	Net worth (NW = WC + FW)	8,756	8,268
Income statement	Sales for year	16,595	15,974
	Operating profit (EBIT)	7,471	7,415
	Depreciation & amortization (DA)	4,735	4,668
	Bad debts	523	669
	Income taxes	913	837
	Net profit/loss	1,301	1,241
	Dividends/drawings	750	1,200
	Sundry adjustments	–63	–42
	Net capital expenses	0	0
Ratios	Interest expense (I)	5,256	4,938
	<i>Leverage ratios</i>		
	Total liabilities/equity	11.49 ^a	10.92
	(Total liab – sub debt)/equity	44.49	10.92 ^b
	WC	0.69 ^c	0.82
	<i>Solvency ratios</i>		
	Interest coverage (EBIT/I)	1.42 ^d	1.42
	Cash interest coverage (EBITDA/I)	2.32 ^e	2.37

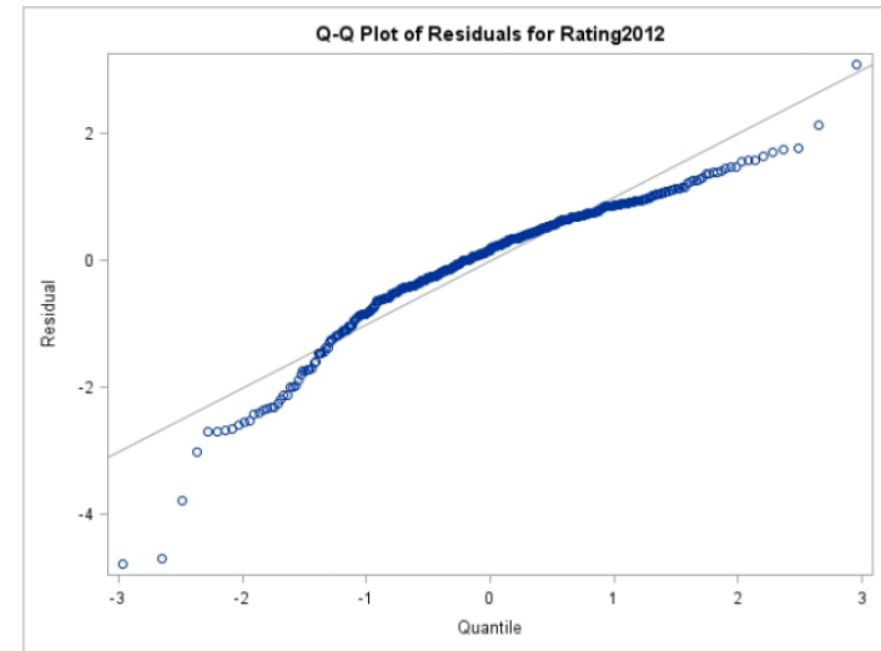
Liite 4. Tutkimuksissa käytetyt tunnusluvut

Tunnusluku	Sum	Horrigan 1966	Beaver 1966	Altman 1968	Edmister 1972	Prihti 1975	Pinches & Mingo 1973	Kaplan & Urwitz 1979	Laitinen 2002	Doumpos & Pasiouras 2004	Amato & Furfine 2004	Van Laere & Baesens 2010	Gonis ym. 2012	Nikolic 2013
Vieras pääoma / Oma pääoma	7	x		x	x			x		x	x		x	
Nettotulos / Koko pääoma	7		x			x	x	x		x		x	x	
Vieras pääoma / Koko pääoma	7		x			x	x	x				x	x	x
liikevoitto / korkokulut	6						x	x		x	x		x	x
Rahoitustulos / Vieras pääoma	4		x					x					x	x
Käyttöpääoma / Koko pääoma	4		x	x		x								x
Käyttöpääoma / Liikevaihto	3	x			x									x
Liikevoitto / Liikevaihto	3	x									x	x		
Current ratio	3		x							x			x	

	Intecept	Mukana toimialatekijä
2 log likelihood	3006,75	2365,67
R-square	-	0,4822
Max-rescaled R-square	-	0,5053
Likelihood ratio	-	641,0710
		<.0001

Pakottava malli + toimiala				
Variables	Estimate	St. Error	t-value	Pr > t
Intercept 7	8,5155	2,4769	3,44	0.0006
Intercept 6	11,7704	2,4904	4,73	<.0001
Intercept 5	13,2733	2,5008	5,31	<.0001
Intercept 4	15,7483	2,5117	6,27	<.0001
Intercept 3	16,5230	2,5148	6,57	<.0001
Intercept 2	18,0402	2,5296	7,13	<.0001
ROA	0,01004	0,01454	0,69	0.4897
Current ratio	0,09826	0,1015	0,97	0.3332
Velkaisuusaste	-15,2431	1,0460	-14,57	<.0001
Gearing	0,000291	0,000583	0,50	0.6173
Taseen loppusumma	0,2762	0,03737	7,39	<.0001
IC1	0,1508	0,05042	2,99	0.0028
IC2	0,02985	0,05404	0,55	0.5807
IC3	0,03451	0,03523	0,98	0.3273
IC4	-0,00645	0,008207	-0,79	0.4318
toimiala1	-0,3647	0,3773	-0,97	0.3337
toimiala2	-2,1807	0,7837	-2,78	0.0054
toimiala3	-0,1371	0,3632	-0,38	0.7058
toimiala4	-0,5158	0,3405	-1,52	0.1297
toimiala5	-0,392	0,3375	-1,16	0.2454
toimiala6	-0,3819	0,3381	-1,13	0.2587
toimiala7	-0,1018	0,3977	-0,26	0.7980
toimiala8	-0,2633	0,3786	-0,7	0.4868

Liite 5. Logistisen regression tulokset. (mallissa mukana toimialatekijä)



Liite 6. Residuaalien jakautuminen.